

マルチチャネル・マルチメディア環境下における消費者行動の横断的および縦断的実証研究

著者	中野 暁
発行年	2019
学位授与大学	筑波大学 (University of Tsukuba)
学位授与年度	2019
報告番号	12102甲第9269号
URL	http://doi.org/10.15068/00158056

マルチチャネル・マルチメディア環境下
における消費者行動の
横断的および縦断的実証研究

2019年 9月

中野 暁

マルチチャネル・マルチメディア環境下
における消費者行動の
横断的および縦断的実証研究

中野 暁

システム情報工学研究科
筑波大学

2019年 9月

概要

消費者の購買チャネル利用行動は、メディア環境の発達によって近年変化している。特に、モバイルの普及によって消費者は従来に比べて手軽にオンライン購買を行えるようになっている。これにより、日用消費財市場など、従来オンライン購買が少なかった市場までオンライン購買が普及しつつある。また、供給側である企業のマーケティング活動もデジタル化による変化を遂げている。DMP(Data Management Platform)やDSP(Demand Side Platform)の普及によって、そこで利用されるデータの種類として自動的に蓄積される行動ログデータの需要が高まり、企業の打ち手が個人に対して直接的・即時的・継続的に実行可能になっている。

このような状況下で、本研究の主題は、メディア環境が発達してきた中で、日本の日用消費財市場において、(1) 現状どのような人がマルチチャネル購買をしており(横断的視座)、(2) 経時的にどのような人がマルチチャネル購買をするようになってきたのか(縦断的視座)、その消費者特性を理解することにある。また、マーケティングのデジタル化が進む中で、多くの企業で消費者の実行動に基づく施策の立案が求められる現状に鑑みて、本研究では購買のスキャンパネルデータとPC・モバイルの利用ログデータが同一IDに紐づくシングルソースパネルデータを活用し、実行動に即した実証的な立場から消費者特性を理解することを目指した。

第3章では、実行動データに基づく研究における補完的位置付けとして、新しい種類の行動ログデータの性質を調査品質研究の視点から論じた。具体的に、スマートフォン利用時間を対象に、行動ログと調査回答の間に発生する乖離を実証的に捉えた。その結果、調査回答の過小申告傾向と乖離に生じる系統誤差および個人差を示唆した。

第4章では現状のマルチチャネル購買者のタイプとその特性を評価した。具体的に、潜在クラスクラスタ分析を用いて、購買チャネルとメディア利用の実行動データに基づきセグメントを特定し、そこに寄与する消費者の心理属性を評価していくことで、実行動とその背後にある消費者心理の接合を図った。結果として、本研究では実店舗とオンラインを使い分ける消費者とオンライン購買を多く行うが実店舗購買が少ない消費者という2つのタイプが存在することを示唆した。特に後者は価格に関する実利的ベネフィットを求め、情報操作性に優れたPCデバイスを活用するという日本の日用消費財のマルチチャネル購買者の新たな一面を示唆した。

第5章および第6章では、2つのモデルを用いて経時的な視点から消費者のチャネル利用を捉え、その変化に関係する消費者特性を評価した。具体的に、第5章ではオンライン購入率が比較的高いヘアケアカテゴリについて、初回オンライン購買者のその後の購買機会におけるチャネル選択変化を混合隠れマルコフモデルにより分析した。その結果、チャネルを都度変えるスイッチャー、実店舗に戻るオフライン復帰型、オンラインを続けるオンライン継続型という3つの消費者群を特定し、その違いとして休日、高価格商品、マイナーブランドという購買機会時要因が関係することを示唆した。

第6章では日用消費財全般の購買における4半期毎の消費者のマルチチャネル購買有無についての経時的变化を潜在成長曲線モデルにより分析した。その結果、日本の日用消費財市場のマルチチャネル購買では、現状の消費者の傾向とは異なり、将来的には時間に余裕がない人までその普及が進んでいくことが示唆された。また、その際、モバイルデバイスは現状の娯楽性、快楽性といった享乐的ベネフィットを得る目的だけでなく、時間を節約する簡便性を得る目的で活用されていくことを推察した。

最後に第7章にて、本研究の貢献と今後の課題を総括した。

目次

第1章	はじめに.....	8
1.1	研究の背景と目的	8
1.2	本研究の構成.....	10
第2章	先行研究.....	13
2.1	マルチチャネルの定義	13
2.2	マルチチャネル環境下での消費者行動研究.....	14
2.2.1	チャネル特性.....	15
2.2.2	マーケティング変数	17
2.2.3	社会的影響	18
2.2.4	チャネル統合.....	18
2.2.5	状況要因.....	19
2.2.6	個人差	19
2.2.7	供給視点でみた日本の市場特性	22
2.3	消費者のメディア利用環境変化とチャネル利用.....	23
2.3.1	日本のデバイス利用実態.....	23
2.3.2	オンライン購買を行うデバイスの現状.....	25
2.3.3	マルチチャネル・マルチメディア環境下での研究の関心.....	26
2.4	デジタル化による企業のデータ活用の変化.....	27
2.4.1	マーケティングのデジタル化.....	28
2.4.2	新しい種類のマーケティング・データとその課題	30
2.4.3	本研究で用いるデータ	32
2.5	チャネル利用行動のモデル化.....	32
2.5.1	チャネル選択モデル	32
2.5.2	横断面分析	33
2.5.3	縦断分析.....	33
2.6	本研究のフレームワーク	35
第3章	自己申告型調査と行動ログの乖離.....	39
3.1	背景と目的	39
3.1.1	背景.....	39
3.1.2	課題.....	40
3.2	先行研究.....	41
3.2.1	自己申告型調査と行動ログの乖離を扱った研究における課題.....	41
3.2.2	乖離に影響する個人差	43
3.3	分析方法.....	43
3.4	データ収集	44
3.4.1	自己申告型調査の内容	45
3.4.2	行動ログの内容	46

3.4.3	分析対象者の属性と構成	46
3.5	分析結果	47
3.5.1	乖離の可視化	47
3.5.2	想起助成，時間帯別聴取の有効性の検証	49
3.5.3	乖離の程度に影響する個人属性の把握	52
3.6	結論	54
第4章	マルチチャネル・マルチメディア環境下での消費者セグメンテーション	56
4.1	背景と目的	56
4.2	先行研究	57
4.2.1	消費者セグメンテーション研究	57
4.2.3	実行動データ研究と関連課題	62
4.2.4	本研究のコンセプト	63
4.3	分析方法	65
4.3.1	データ収集	65
4.3.2	変数設計	65
4.3.2	潜在クラスクラスタ分析	67
4.4	分析結果	68
4.4.1	セグメンテーション結果	68
4.4.2	説明変数の解釈	70
4.5	まとめと今後の課題	73
付録A	心理属性操作に関する検討	76
第5章	購買チャネル選択の動的モデル	79
5.1	背景と目的	79
5.2	先行研究	80
5.2.1	マルチチャネル選択行動のモデル化	80
5.2.2	チャネル選択に関わる諸要因	81
5.2.3	本研究の課題	82
5.3	データ	83
5.4	モデル	84
5.4.1	モデル定義	84
5.4.2	変数定義	86
5.5	実証分析	88
5.5.1	モデル選択	88
5.5.2	消費者間の違い	89
5.5.3	消費内の違い	90
5.6	デジタルマーケティングへの実務的示唆	93
5.7	まとめと今後の課題	93
付録B.1	マルコフモデルとの比較	96
付録B.2	本研究の分析対象者の属性	96
第6章	消費者の情報接触とチャネル選好の進化	98

6.1	背景と目的	98
6.2	先行研究.....	99
6.2.1	チャネル利用行動のモデル化.....	99
6.2.2	オンライン購買に関わる諸要因	100
6.2.3	オンライン購買とデバイスの役割.....	101
6.2.4	本研究の課題.....	101
6.3	データ	102
6.4	変数設計.....	102
6.5	分析モデル	105
6.6	分析結果.....	107
6.7	考察.....	111
6.8	まとめと今後の課題	112
第 7 章	結論と今後の課題	116
7.1	学術的貢献	116
7.2	消費者特性を考慮したビジネスインプリケーション.....	119
7.3	今後の課題	121
謝辞.....		123
参考文献.....		124

図目次

図 1.1	本研究の枠組み	11
図 2.1	セグメントのプロット	25
図 2.2	モバイル経由の B to C EC 市場規模（物販系）の推移	26
図 2.3	DMP/DSP の役割	29
図 2.4	DMP/DSP に搭載されるセグメントの例	30
図 2.5	課題に対する方略	38
図 3.1	基本統計量の比較意識ーログの箱ひげ図	48
図 3.2	意識ーログのヒストグラム	48
図 3.3	ログと意識ーログのプロット	49
図 4.1	コンセプチュアル・フレームワーク	64
図 5.1	購買機会とチャネル選択比率のプロファイリング	90
図 6.1	切片の推定結果	108
図 6.2	傾きの推定結果	109
図 7.1	チャネル利用に関する消費者特性の総括	119

表目次

表 2.1	チャネル選択に関わる要因.....	15
表 2.2	セグメントの構成と平均値.....	24
表 2.3	研究手法の整理	34
表 3.1	調査パターン	45
表 3.2	想起助成に用いた質問項目	45
表 3.3	パターン別サンプルサイズと性年代構成比	46
表 3.4	基本統計量の比較	47
表 3.5	意識ーログの MAE, MSE	50
表 3.6	五分位によるセグメンテーション結果	50
表 3.7	共分散分析の結果	51
表 3.8	主効果の検定結果	52
表 3.9	多項ロジスティック回帰による分析結果	53
表 4.1	消費者セグメンテーションのタイプ	58
表 4.2	購買段階を考慮したマルチチャネル・セグメンテーション研究の主要な示唆	62
表 4.3	デモグラフィック変数の基本統計量	66
表 4.4	主成分分析および信頼性分析の結果	67
表 4.5	モデル選択結果	69
表 4.6	セグメントプロファイル	70
表 4.7	セグメント名称	70
表 4.8	パラメータ推定結果	71
表 4.9	変更した変数の主成分分析および信頼性分析の結果	77
表 4.10	変更した変数を用いたパラメータ推定結果	77
表 5.1	マルチチャネル選択に関わる諸要因	82
表 5.2	対象者選定ファネル	84
表 5.3	記述統計	84
表 5.4	説明変数の定義	88
表 5.5	モデル選択結果	88
表 5.6	セグメントの記述統計	89
表 5.7	潜在クラスのパラメータ推定結果	90
表 5.8	t 期, $t-1$ 期の状態遷移行列	91
表 5.9	遷移確率行列のパラメータ推定結果	92
表 5.10	マルコフモデルとの比較	96
表 5.11	属性の比較	97
表 6.1	各期のオンライン購買比率	103
表 6.2	オンライン購買有無の人数構成比	103
表 6.3	独立変数の記述統計	104
表 6.4	モデル選択結果	108

表 6.5	時間依存型独立変数のパラメータ推定結果	110
表 6.6	時間固定型独立変数のパラメータ推定結果	111

第1章 はじめに

1.1 研究の背景と目的

インターネットの普及と共にオンライン購買が増え始めた 2000 年代中期以降、マーケティングや流通の研究分野において、消費者が複数のチャネルをいかに使い分けて購買しているかを扱うマルチチャネル研究が盛んに進められてきた(e.g., Neslin, Grewal, Leghorn, Shankar, Teerling, Thomas & Verhoef, 2006; Ansari, Mela & Neslin, 2008; Chintagunta, Chu & Cebollada, 2012; Kushwaha & Shankar, 2013)。この背景には、従来型の実店舗やカタログチャネルに対して、新しく登場したオンラインチャネルの影響を評価することが小売業やメーカー等の実務家に求められてきたことが関係している。一方で、昨今では消費者の情報接触環境が変化している。特に、スマートフォンの普及がその傾向を加速させている。消費者は多様な情報をオンライン上で手軽に入手できる。情報を入手した後、そのままオンライン上で購買を行うこともできるし、実店舗での購買にその情報をつなげていくこともできる。消費者の情報接触の仕方が変われば、チャネルの使い方も変わる。こうした中で、昨今の研究の潮流として、購買時のチャネル選択という一つの側面から消費者を捉えるのではなく、消費者の情報接触行動も含めた購買プロセス全体で消費者を捉えるマルチチャネル・マルチメディア研究やオムニチャネル研究が進んできている(Dholakia, Kahn, Reeves, Rindfleisch, Stewart & Taylor, 2010; Verhoef, Kannan & Inman, 2015)。消費者の購買プロセス上には、オンライン・オフラインの購買チャネル接点、さらにはメディアやデバイスの情報接点が多様に存在するがゆえに、多くの企業にとってそれらを統合的に構築・管理し、購買につながる“導線化”(Path to Purchase)を戦略立てて目指すことで、消費者の経験価値を高めていくことが求められる時代になっている(Kannan, Reinartz & Verhoef, 2016)。

さらに、需要側である消費者の変化だけでなく、供給側である企業のマーケティング活動が、デジタル化によって大きな変化を遂げていることにも注目すべきである。昨今、多くの企業でデジタル広告配信などのコミュニケーション施策が進められている。電通(2017)の「日本の広告費」によれば、2017 年のインターネット広告費は総広告費の 24.8%であった。2012 年は 14.7%であり、急速に伸びていることがわかる。2000 年代以前はテレビ CM などのマス広告によって消費者を集団的に捉えた販促が中心であった。これが 2000 年代に入ると、Email などが普及し、消費者個人に対して直接的なメッセージを送ることが可能になり、「One to One マーケティング」と呼ばれる一人ひとりの消費者に合わせた販促が行われるようになってきた(守口, 2017)。これに対し、直近 5 年でみると、Twitter や Facebook, Youtube などのデジタルメディアが発達し、このメディア上で個人の WEB サイト閲覧履歴や各所で収集されたデータに基づいて、個別最適化された販促が実行可能になってきた。この仕組みの実現には、各企業で DMP (Data Management Platform)やデジタル広告配信の仕組みである DSP (Demand-Side Platform)の整備が進められ、各種のデータをこのプラットフォーム上で管理するデータマネジメントの体制が整ってきたことが関係している。

マーケティング上の一つの大きな変化は、「マーケティング・オートメーション」と呼ばれる日々自動的に収集され、蓄積され続けるデータに基づいて、DMP や DSP を活用して消費者に対して自動的に施策を行うことができるようになった点にある(Jarvinen & Taiminen,

2016)。従来のマーケティングデータは、例えば、質問調査データのように、調査を企画設計してからデータを「集める」までに時間を要するものが主であった。これに対して、昨今では、行動ログデータのように自動的に「集まる」データが普及し、それに基づいて企業の打ち手が検討されるようになってきている(中野・李, 2018)。すなわち、デジタル化が進む企業のマーケティング活動では、そこで利用されるデータの種類として自動的に蓄積される行動ログデータの需要が高まり、企業の打ち手が消費者ターゲットに対して、複数のデバイス・メディア上で直接的に、即時的に、長期間で継続的に実行できるようになりつつあり、これに対応した理論研究および実務的知見が求められている。

このような環境下において、本研究ではデジタル化によって消費者の情報接触・買い方が変わり、企業のデータ活用方法も変わる中で、消費者のチャネル利用行動を理解していくことを目指している。特に、本研究では既存研究の中で捉えきれていない、以下に示す観点に着目する。

第1は、昨今新しく収集できるようになった実行動データを用いて、チャネル領域の先行研究との知見の整合性を検証し、現代のデジタルマーケティング環境下でのデータ活用に適した知見を導くことである。マルチチャネル・マルチメディア環境下での消費者行動を扱う研究では、未だその多くが質問調査等の自己申告型の調査回答の結果に依っている。例えば、消費者のマルチチャネル利用と情報接触を扱った先行研究である Konus, Verhoef & Neslin (2008)や Sands, Ferraro, Campbell & Pallant (2016)では消費者のチャネルやメディアの利用を質問調査で聴取した「態度」として識別している。一方、マーケティング研究では「態度」は「行動」を引き起こす先行変数(*antecedent variable*)として扱われることも多く、「行動」そのものを捉えていくことは消費者行動を理解する上での一つの重要な課題である (Barry, 1987; Solomon, 2001; 田中, 2008)。また、調査品質研究の視点でみると、人は自身の行動に常に気を払っているわけではないため、実行動データと調査回答の間には乖離が存在し、その乖離を考慮せずに効果を捉えたと誤った解釈につながる場合があることが指摘されている (Krugman & Hartley, 1970; Dutka & Frankel, 1997; Prior, 2009)。こうした中で、本研究では購買とメディアの行動ログデータを、同一個人をキーにして結びつけたデータ(シングルソースパネルデータ)の活用を試みていく。また、そのデータの特性(特に、調査回答との乖離)を理解した上で研究に用い、現代のデータ活用環境への適合を図っていく。

第2は、消費者のオンライン行動とオフライン行動の接合である。デジタルマーケティング環境下では、オンライン上の行動履歴は豊富に揃うため、例えば、WEB アクセスログ解析に基づく EC サイト上での購買行動を扱う研究 (e.g., 久松・外川・朝日・生田目, 2013)は盛んに行われている。さらに、チャネル領域のこれまでの研究文脈の中では、購買チャネルのみを扱った研究、例えば、実店舗・オンラインの購買チャネル選択研究 (e.g., Chu, Chintagunta & Cebollada, 2008; Chintagunta et al., 2012; Breugelman & Campo, 2016; Li, Konus, Langerak & Weggeman, 2017)や購買チャネルに対する Email や電子クーポン施策のプロモーション効果を扱った研究 (e.g., Chiou-Wei & Inman, 2008; Ansari et al., 2008)についての多くの蓄積がある。しかしながら、消費者が PC やモバイルといったマルチメディア/デバイス環境下でどのように情報に触れ、そのオンライン上での情報接触とオンライン・実店舗の双方を含むマルチチャネル利用がどのように関係しているかを実証的に扱った研究については十分に進んでいない。特に、消費者が使うデバイスが PC からモバイルへとシフトしつつある昨今、各デバイス上

での情報接触が消費者のチャネル選択に与える影響を捉えることは本領域の重要な将来課題として挙げられており (Verhoef et al., 2015; 奥谷, 2016), 本研究の対象として扱っていく。

第3は、縦断的な視点による研究である。経済産業省(2018)によれば、2017年の消費者向けEC市場規模は16.5兆円であり、2010年の7.8兆円から継続的に増加を続けている。特に従来オンライン購買がされやすかった高価な専門品だけでなく、手近な日用消費財までオンライン購買が普及してきたことが近年の市場の特徴である。ここからわかるように、この市場は成長期にある。Valentini, Montaguti & Neslin (2011)によれば、成長期にある市場において、消費者のチャネル選好は経験と共に進化する。例えば、半年前までオンライン購買の習慣が形成されていなかった消費者がある時期を境に徐々に実店舗購買からオンライン購買へと買い方が移り変わっていくといった現象が起こりうる。こうした縦断的な視座を持ちながら消費者のチャネル選択を捉えた研究は一部存在するものの、未だ十分ではなく、発展の余地があると本研究では考え、これに対応した消費者行動の分析方法を検討していきたい。また、こうした消費者の行動は、分析対象とする国のメディア環境やチャネル環境に依存するため、その国の状況に応じた知見の創出が求められるが、日本市場における実データに基づく実証的な研究は限定されているため、本研究は日本市場に関する理解を行っていく。

以上の議論を踏まえ、本研究では、まず日本において昨今成長を続けている日用消費財市場全体に焦点をあてる。その上で、本研究の目的は、メディア環境の発達を考慮した上で、現状どのような人がマルチチャネル購買をしており(横断的視座)、経時的にどのような人がマルチチャネル購買をするようになってきたのか(縦断的視座)、その消費者特性を明らかにすることである。さらに、企業のマーケティング活動がデジタル化していることに鑑みて、実行動に即した実証的な立場から消費者理解を目指していく。

これらの課題解決を実現するため、本研究では以下のリサーチ・クエスチョンを設定し、研究を進めていく。

日本の日用消費財市場において

- (1) 現状どのような人がマルチチャネル購買をしているのか
- (2) 経時的にどのような人がマルチチャネル購買をするようになってきたのか

1.2 本研究の構成

本研究の構成は次に示す通りである。はじめに第1章として本研究の背景と目的を説明し、第2章ではマルチチャネル・マルチメディア環境下での消費者行動についての先行研究をレビューした上で、2.6節で本研究のフレームワークを具体的に示す。

第3章から第6章では具体的な研究が展開される。第3章は、第4章から第6章にて実行動データを用いて消費者行動のモデル化を行っていくための補論となる位置づけとして、近年新しく収集され、その特性の議論が不足している行動ログデータについて、行動ログと調査回答の間に発生する乖離の程度についての実証的な研究を示す。第4章では、現代の情報接触環境下で、現状どのような人がマルチチャネル購買をしているのかを明らかにする目的で、実行動データを横断面データとして扱い、消費者セグメンテーションを行う。ここでは、

購買チャネルとモバイルや PC デバイスの利用頻度から消費者間の違いを捉えていく。さらに、実行動結果の背後にある消費者の心理的特性を捉えることを狙いとして、同一個人の実行動データと消費者心理を聴取した調査回答を併用し、行動と心理の接合を図っていく。第 5 章、第 6 章では、経時的にどのような人がマルチチャネル購買をするようになってきたのかを把握する目的で、実行動データを縦断データとして扱った時系列解析を行う。ただし、現在の日本の日用消費財市場でのオンラインチャネル利用は成長期にあり、必ずしも多くの人がマルチチャネル購買を行っているわけではない。そこで、まず、第 5 章では、初めてオンライン購買を経験した人がその後どのようにチャネル選択を推移させていくのかという問題に焦点をあてる。ここでは、特定カテゴリ商品の各購買機会におけるチャネル選択を対象に、動的モデルによる分析結果を示す。さらに、こうしたチャネル選択に関する日用消費財全般およびカテゴリの購買経験の影響を捉えていく。第 6 章では、より大局的に消費者全体に焦点をあて、日用消費財のマルチチャネル購買者の時系列的な増減をとらえていく。さらに、そうした消費者の行動変化に対して、モバイル・PC デバイスでの EC 利用経験がどのように寄与するのかについて議論していく。

最後に第 7 章として本研究の貢献についてまとめ、今後の課題を述べる。

本研究の枠組みは図 1.1 に示す通りである。

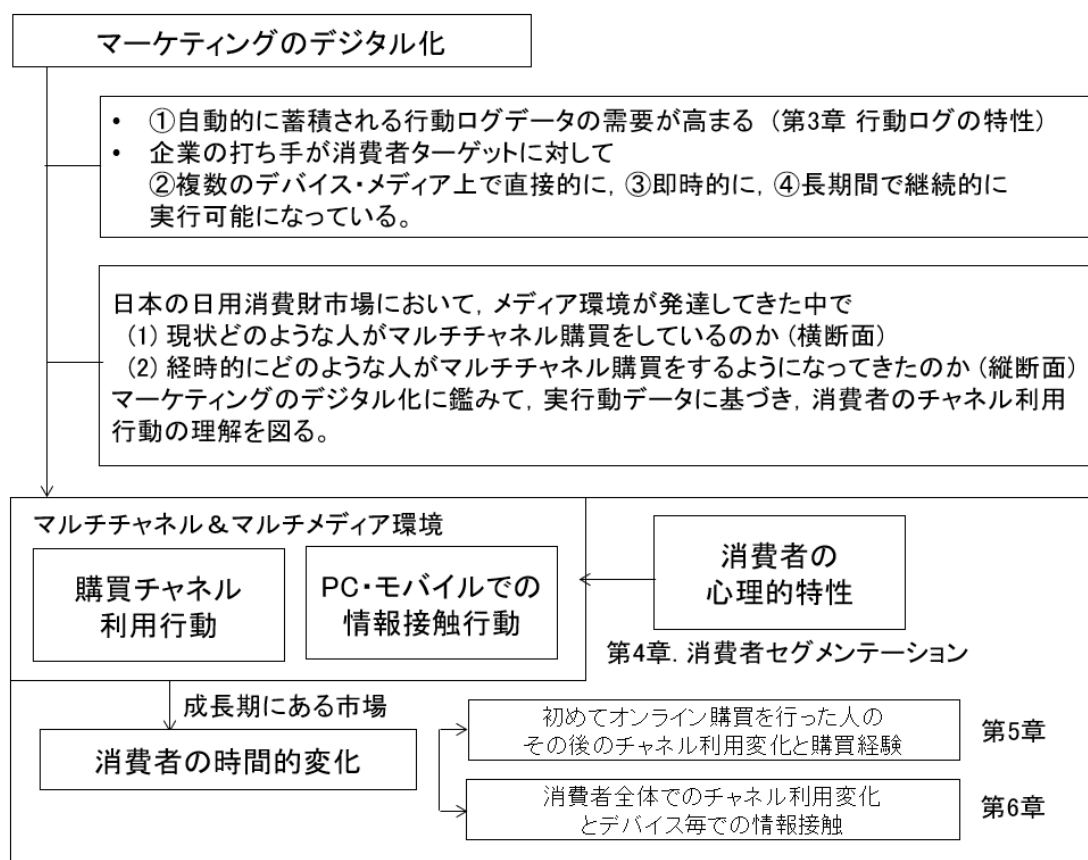


図 1.1 本研究の枠組み

なお、第3章の内容は、日本行動計量学会誌に投稿、掲載された論文(中野・残間, 2017)を加筆・修正したものである。第4章の内容は、Journal of Retailing and Consumer Services に投稿、掲載された論文(Nakano & Kondo, 2018)を加筆・修正したものである。第5章の内容は、オペレーションズ・リサーチ誌に投稿、掲載された論文(中野・近藤, 2018)を加筆・修正したものである。第6章の内容は、日本行動計量学会誌に投稿、掲載された論文(中野・近藤, 2019)を加筆・修正したものである。

第2章 先行研究

本章では、マルチチャネル・マルチメディア環境下での消費者行動に関わる先行研究をレビューし、本研究の課題を具体的に示す。

2.1 マルチチャネルの定義

はじめに「チャネル」の定義について説明する。マーケティングにおける流通チャネル(Distribution channel)とは「消費者が利用する商品やサービスを調達するプロセスに関わり、互いに依存しあう組織の集合」と定義される(Stern & Adel, 1980)。ここでは生産者、卸売業者、小売業者、消費者といったプレイヤーがいる中で、生産者から最終消費者に商品やサービスがわたるまでの経路をチャネルと呼ぶ。この中で、特に小売業者と消費者の間での経路は小売チャネル(Retail channel)と呼ばれる。小売チャネルは、実店舗、オンライン(EC; E-Commerce)、ダイレクト・マーケティング(e.g., カタログ)といった単位で扱われる(Verhoef et al., 2015)。消費者行動を捉える目的である本研究では小売チャネルに関心があるため、以降、本研究でチャネルと呼ぶ場合、小売チャネルを指すこととし、消費者視点でみた場合は「購買チャネル」と呼ぶこととする。

次に「マルチチャネル」という考え方について説明する。マルチチャネルは同じ商品やサービスを扱うチャネルが複数ある状況を指す(Zettelmeyer, 2000)。例えば、消費者があるブランドを購入する場合、実店舗とオンラインのどちらでもそのブランドを購入できるといった状況である。

また、マルチチャネルを扱う研究では、研究の主眼を供給側である小売業者に置く場合と需要側である消費者に置く場合とで関心が異なってくる。小売業者に主眼を置く場合、意思決定主体はある特定の企業となる。このとき、主たる実務的関心は、ある企業が複数のチャネル(e.g., 実店舗とオンライン)を展開した場合を想定し、チャネル間のシナジーや補完性を創出していくといったことにあたる。Avery, Caravella, Deighton & Steenburgh (2007)は、シナジーはチャネル間の類似性、補完性はチャネル間の異質性によって生じることを指摘し、ブランドや店舗・販売形態の特性を考慮して差別化していく必要性を述べている。実際に、近年 Amazon は米国にて実店舗の展開を加速させているが、その背景には実店舗ならではの特性(e.g., 在庫の見本市, 偶発的な商品との出会い, 輸送費の削減, 小売技術の研究, 顧客ロイヤリティの向上)を活かすといった狙いがある(Fortune, 2017)。同様に、日本国内では2018年1月に楽天が米ウォルマート・西友との提携を発表し、オンラインと実店舗の双方での販売強化の指針を打ち出している。

逆に、消費者に主眼を置く場合は、意思決定主体は消費者であり、消費者が複数のチャネルをいかに使い分けて購買を行っているかを捉えていくことが主な研究の関心となる。特に、近年ではチャネルに加え、ブランドや業態の多様化が進み、消費者が取りうる選択肢が増えていることから、「ショッパー・マーケティング」や「Consumer-Centric Marketing」といった消費者に主眼を置き、その行動の深い理解に基づくマーケティング戦略の立案が重要性を増している(山崎, 2014)。

また、小売業者に主眼を置いたマルチチャネル研究では、その小売業者が展開するチャネルの範囲での消費者の行動が研究範囲になるのに対して、消費者に主眼を置いた研究では、特定の小売業者だけでなく、その競合企業も含めた形で市場全体における消費者の行動が研究範囲になる。実務的応用の観点でみると、前者は小売業者のチャネル展開に役立つのに対して、後者はメーカーや広告代理店などが各チャネル上で消費者にマーケティング施策を実施する際の計画立案に役立つ。市場全体を捉える意義として、星野(2013)は自社の顕在顧客と競合他社を利用している潜在顧客の間には選択バイアスが存在するため、潜在顧客に有効なマーケティング施策を検討するためには、自社顧客以外の理解が必要であることを示唆している。本研究は消費者のチャネル利用行動を捉えることを目的として、消費者に主眼を置き、市場全体を捉える研究として位置づける。なお、本研究では市場全体を捉える購買データとして、2.4.3 節で説明する消費者パネルデータを利用する。このデータは消費者が購買した商品について、調査対象とする商品カテゴリ内で、その商品を販売した小売業者に制限をかけない形でデータ収集がされている。ただし、このデータは調査対象者を母集団からサンプリングしているため、実際には日本国内の全ての小売業者がデータ上で出現しているわけではないことに注意が必要である。以降、本研究における市場全体とは、小売業者に制限をかけずに収集したデータにおける実データ上の出現として捉えることとする。

2.2 マルチチャネル環境下での消費者行動研究

マルチチャネルを扱う研究はこれまで様々な文脈で研究が進められている。それらを Verhoef et al. (2015)は(1)チャネル効率、(2)チャネル間のショッパー行動、(3)小売ミックスという3つのトピックに集約している。本研究は前節で述べたように、消費者に主眼を置いており、2つめのトピックに位置付けられる。

消費者のチャネル利用には様々な要因が関係することが既存研究により知られている。それらの要因について、Neslin et al. (2006)は「チャネル特性」、「マーケティング変数」、「社会的影響」、「チャネル統合」、「状況要因」、「個人差」という6つの分類によって説明している。本節では Neslin et al. (2006)の分類を踏襲し、現在までの研究を加えて整理を行った。表 2.1 がそれらをまとめたものである。以降では各要素について具体的に説明していく。なお、先行研究ではこれらの要素についてチャネル間の対比によって説明している場合が多い。その際、多くの先行研究では主要チャネルであるオフライン(実店舗)とオンラインを取り上げていることから(e.g., Frambach et al., 2007; Chu et al., 2010; Fassnacht & Unterhuber, 2016; Breugelmans & Campo, 2016)、本研究でも同様に、日本市場における主要チャネルである実店舗とオンラインを対象とし、それらを対比しながら先行研究を整理していく。

表 2.1 チャネル選択に関わる要因

要因		文献
チャネル特性	商品価格・値引き	Noble, et al. (2005); Verhoef et al. (2007); Konus et al. (2008); Chu et al. (2010); Breugelmans & Campo (2016); Fassnacht & Unterhuber (2016); Cavallo (2017)
	利便性	Verhoef & Langerak (2001); Nicholson et al. (2002); Chinagunta et al. (2012); Melis et al. (2016)
	アクセス性	Kumar & Venkatesan (2005); Briesch et al. (2009); Campo & Breugelmans (2015); Chintagunta et al. (2012); Pozzi (2013); Melis et al. (2016)
	取引コスト・品揃え	Chintagunta et al. (2012)
マーケティング変数	チャネル品質・リスク認知	Bhatnagar & Ghose (2004); Campo & Breugelmans (2016)
	商品カテゴリとの関連性	Kushwaha & Shanker (2013)
	コミュニケーション施策 (e.g., Email, ちらし)	Knox (2005); Ansari et al. (2008); Valentini et al. (2011); Chang & Zhang (2016)
	メッセージの内容	Montaguti et al. (2015)
社会的影響	社会的規範	Nicholson et al. (2002); Keen et al. (2004); Verhoef et al. (2005); Verhoef et al. (2007)
チャネル統合	チャネル間のシナジー	Burke (2002); Motoya-Weiss et al. (2003); Avery et al. (2007)
	購買プロセス	Kim & Park (2005); Verhoef et al. (2007); Konus et al. (2008); Sands et al. (2016)
状況要因 個人差	物理条件や時事条件	Chinagunta et al. (2012)
	過去の購買経験	Valentini et al. (2011); Rose et al. (2012); Melis et al. (2015);
	デモグラフィック属性	Falk et al. (2007); Konus et al. (2008); Chu et al. (2010); Valentini et al. (2011) Chinagunta et al. (2012); Sands et al. (2016)
	心理属性	Ailawadi et al. (2001); Konus et al. (2008); Wang et al. (2014); Keyser et al., 2015; Sands et al. (2016)

2.2.1 チャネル特性

チャネル特性はそのチャネルがもつ固有の特性であり、他チャネルとは異なるベネフィットを消費者に対してもたらすものである(Chintagunta et al., 2012)。その要素として「商品価格・値引き」、「利便性」、「アクセス性」、「取引コスト・品揃え」、「チャネル品質・リスク認知」、「商品カテゴリとの関連性」が挙げられる。

商品価格・値引き

消費者は各チャネルの価格に対して適正な知覚価値を有しており、販売価格が知覚価値よりも安い場合、そのチャネルを利用する動機になる(Verhoef, Neslin, & Vroomen, 2007)。Cavallo (2017)はオンラインと実店舗の価格差について、複数の国および商品カテゴリで比較を行っている。その結果、価格差の傾向は国によって異なるものの、全体としてはオンラインの方が実店舗より安く、特に、日本ではその傾向が大きいことを示している。また、Fassnacht & Unterhuber (2016)はオンライン価格が店頭価格に比べて大きく値引きされている場合、オンラインでの購入につながりやすいことを実験研究に基づいて示唆している。オンライン上での

購買において、消費者はインターネットを通じて手軽に幅広い情報を入手できるため、オンラインチャネルは価格比較の容易性といった消費者にとっての実利的価値を有している(Noble, Griffith & Weinberger, 2005)。それゆえ、これまで多くの研究の中で、オンライン購買の多さと価格感度の高さについて正の関係があることが示唆されている(Konus et al., 2008; Chu et al., 2010; Breugelmans & Campo, 2016)。

利便性

オンライン購買と実店舗購買を比較すると、オンライン購買のベネフィットとして時間に縛られず購買できる利便性が挙げられる。実店舗購買では店舗の営業時間といった時間制約がかかるが、オンライン購買では24時間いつでも注文できる。Nicholson, Clarke & Blakemore (2002)は余暇時間や購買の緊急性といった時間的変数は消費者のチャネル選択行動に影響を与え、オンラインチャネルは時間を節約するベネフィットを消費者にもたらしめていることを示唆している。これに応じて、複数の先行研究の中で、時間余裕のなさやオンライン購買の多さの間に正の関係があることが示唆されている(Verhoef & Langerak, 2001; Chintagunta et al., 2012; Melis, Campo, Lamey & Breugelmans, 2016)。消費者の時間的余裕は忙しさや購買にかかる時間を質問調査で問う心理的尺度によって捉えることができる(Konus et al., 2008; Sands et al., 2016)。また、日用消費財のような生活必需品の購買では、時間的余裕を購買頻度によって操作化する場合がある(Degeratu, Rangaswamy & Wu, 2000)。Melis et al. (2016)は、日用消費財の購買頻度が多い人ほど時間に余裕があり、結果としてオンライン購買が少なくなる傾向を示している。それ以外の指標として、休日の購買の多さや日中の購買の多さが用いられる場合がある(Chintagunta et al., 2012)。

アクセス性

消費者の購買には肉体的なコストがかかるが、オンライン購買のベネフィットとして、移動を伴うことなく自宅に配送できることが挙げられる。この要因に関連して、消費者が購買時に輸送コストを重視している場合にオンライン購買に対して正の影響を与えることが知られている。この要因は店舗までの距離や商品の重さ、まとめ買いといった変数によって操作化される。Pozzi (2013)やMelis et al. (2016)では店舗までの距離が遠い場合にオンライン購買がされやすくなる傾向を示唆している。Campo & Breugelmans (2015)やChintagunta et al. (2012)では重い商品やかさばる商品においてオンライン購買がされやすくなる傾向を示唆している。また、Briesch, Chintagunta & Fox (2009)では購買時の品数の多さとオンラインの購買の多さに正の関係があることを示唆している。同様に、Kumar & Venkatesan (2005)ではマルチチャネル購買者の特徴として、複数の商品カテゴリをまたぐ購買が多い傾向を挙げている。

取引コスト・品揃え

実店舗に置くことができる商品は物理的に限定されるが、オンラインでは実店舗で取り扱っていない商品でも入手することができる。そのため、希少性の高い商品やロングテール商品を取り揃えて販売できることにオンラインチャネルの強みがある(Verhoef et al., 2015)。

チャネル品質・リスク認知

オンライン購買は実店舗購買と比べて、直接的に消費者が小売業者と接触できないことによるリスクを孕んでいる。オンライン購買の黎明期における研究として、Bhatnagar & Ghose (2004)はオンライン決済時のセキュリティやサービスへの信頼性といった知覚リスクに基づいて消費者のセグメンテーションを行っている。その結果、知覚リスクが高い人ほどオンライン購買を避ける傾向にあることを示唆している。また、セキュリティ・リスク以外にも、オンライン購買では実際の商品を手にとって確認ができないため、届いた商品が傷ついていることや消費者自身が想像していたものと実物が異なることが起こりうる。Campo & Breugelmans (2016)ではこうしたリスクを避ける消費者はオンライン購買を行いにくいことを示唆している。

商品カテゴリとの関連性

各チャネルでの購買の行われやすさは商品カテゴリとも関係している。代表的な研究として、Kushwaha & Shanker (2013)では耐久消費財を中心として各商品カテゴリの消費者の購買金額について、ある小売業者の顧客データにおけるインターネットとカタログチャネルを対象に関係を捉えている。彼らは知覚リスクの高低と快楽性/実利性といった軸を用いて、オンライン購買あるいはマルチチャネル購買のされやすさを評価している。その結果、実利性と知覚リスクが共に高いカテゴリ(e.g., コンピュータ, 電化製品, AV 機器)ではインターネットを中心に購買を行う顧客が最も購買金額が多くなることや快楽性が高い商品(e.g., 宝石, CD・DVD, 服飾, 書籍)では、マルチチャネル顧客はシングルチャネル顧客に比べて購買金額が多くなることを示唆している。

2000 年代から 2010 年代前半にかけての研究では、オンライン購買が多い耐久消費財カテゴリがマルチチャネル研究において扱われることが多かった。一方で、近年では食品や日用雑貨といった日用消費財分野にもオンライン購買の普及が進んでいることから、日用消費財を扱う研究も増えている。その理由として、Melis et al. (2016)は、日用消費財は(1)毎週のように購入され、(2)同じ商品が購入される場合も多く、(3)消費者が生活の中で多くの時間を費やす必要があるカテゴリであることから、オンライン購買の普及が消費者・企業の双方にもたらす恩恵が大きく、成長ポテンシャルを有する市場であることを挙げている。また、Nielsen (2017)は耐久消費財は一度オンラインで購入すると、その後もオンラインで購入をする割合が高くなるのに対して、日用消費財はチャネル形態が混在しやすいことを示唆している。こうした特徴を踏まえると、日用消費財のチャネル利用においては、単純な集計では消費者の行動を捉えにくく、統計的なモデル化手法を用いて消費者を捉える意義があると本研究では考える。本研究は日用消費財に焦点をあてた研究として位置づけ、以降で具体的に検討を進めていく。

2.2.2 マーケティング変数

マーケティング変数は企業が消費者に対して実施する広告などのコミュニケーション施策を指す。企業はコミュニケーション施策によって、あるチャネルの利用を推奨する場合があります、消費者のチャネル選択に影響を与えることが示唆されている(Neslin et al., 2006)。本節で

は、マルチチャネル研究において、購買チャネルに対する施策のコミュニケーション効果を扱った研究をレビューする。

Knox (2005)や Ansari et al. (2008)では E-mail とカタログの送付が消費者のチャネル選択に影響を与えることを示唆している。特に、E-mail は受け取った後にその URL リンクなどから直接オンライン上で購買を行う行動を喚起でき、オンライン購買に影響を与えやすいことが示唆されている。Valentini et al. (2011)は、商品の選好が形成されていないトライアル段階の顧客に対してカタログ送付を行うことにより、購買を喚起できることを示唆している。彼らはシングルチャネル顧客に対してコミュニケーション施策を図ることによってマルチチャネル顧客へと転化できることを示唆し、消費者のチャネル利用は時間経過と共に進化すると結論づけている。また、トライアル段階を超えた消費者に対するコミュニケーション施策の効果は時間経過と共に減衰していくことを示唆している。Montaguti, Neslin & Valentini (2015)はメッセージの質に着目し、インセンティブ条件を変えたフィールド実験によってキャンペーンの効果測定を行っている。その結果、適切なメッセージを消費者に届けることによって、マルチチャネル顧客の数と収益性を増加させることができると結論づけている。また、Chang & Zhang (2016)は顧客関係管理(Customer Relationship Management; CRM)の文脈で、顧客に送られたダイレクトメール数と顧客のチャネル利用の関係を捉えている。結果として、ダイレクトメール数が増えると、顧客がオンラインを利用していない状態から、オンラインを含むマルチチャネルを利用する状態へと移り変わっていくことを示唆している。彼らは、マーケティング・コミュニケーションによって顧客が受け取る情報を蓄積し続けることによって、顧客のオンラインチャネル利用を喚起できると結論づけている。

2.2.3 社会的影響

消費者のチャネル選択は他者が利用しているチャネルの影響を受けることがある。Keen et al. (2004)は社会的規範(Social norms)が消費者のチャネル選択における重要な要因であることを示唆している。Nicholson et al. (2002)はフィールド調査を行い、母親が子供にオンラインではなく実店舗で服を買い与える理由として、実店舗に子供を連れて行くのに必要な労力が、子供に対する母親としての役割に相応しいからであるという知見を示唆している。

2.2.4 チャネル統合

異なるチャネルを統合していくことによる効果は、チャネル間のシナジーを扱う文脈で研究が進められている。2.1 節で述べたように、チャネル間の類似性によってシナジーが創出され、逆に、チャネル間の異質性によって補完性が創出される(Avery et al., 2007)。Motoya-Weiss, Mitzi, Voss & Grewal (2003)は十分なチャネル統合が消費者の購買行動の効率化につながることを示唆している。その一例として、オンラインで注文された商品を店舗でも購入できるような戦略を企業がとった場合、売上に対する正の効果があった事例を挙げている。また、Burke (2002) はオンライン上で店舗の住所情報を提供することにより、消費者の店舗への来店が促

進されることを示唆している。

初期の研究では購買時のチャネルのみに焦点をあてたものが中心であったが、最近の研究では購買プロセスに焦点を当てる必要性が主張されている。

購買プロセス

消費者は情報接触から購買までの意思決定プロセスにおいて、複数のチャネルを目的に適した形で使い分ける(Kumar & Venkatesan, 2005)。初期の研究として、Kim & Park (2005)は情報接触と購買の間での消費者のチャネル利用の関連性を捉えている。彼らはオンライン上での商品の情報接触意向はオンライン上での購買意向に対して強い正の影響を与えることを示唆している。Kim & Park (2005)の示唆は、オンライン上で情報接触を行い、そのままオンラインで購買を行う人たちの傾向を捉えており、これは一つの特徴的な消費者行動である。一方、もう一つの特徴的な消費者行動が「リサーチショッパー」現象である(Verhoef et al., 2007)。リサーチショッパーとは、情報接触時と購買時で異なるチャネルを利用する人たちの指す。一般的には、オンライン上で情報を検索し、購買は実店舗で行う人たちとして扱われる。Kim & Park (2005)と Verhoef et al. (2007)の事例が示すように、オンライン上での情報接触は、購買時にはオンラインと実店舗の双方に影響を与えうる。それゆえ、企業が消費者に対して適切なコミュニケーション施策を検討していく際には、購買時だけでなく、情報接触時や購買後などの購買プロセスを考慮して消費者を理解していくことが求められている。なお、この観点はマルチチャネル・マルチメディア環境下での消費者行動を捉える課題とつながっており、詳細を次節で議論する。

2.2.5 状況要因

状況要因とは「個人の知識や外的なマーケティング刺激とは関係しない要因(Belk, 1974)」を指す。マルチチャネル研究の中では物理条件や時事条件がチャネル選択に影響を及ぼす要因として考慮される場合がある。物理条件には気温や天候など、時事条件には曜日や時間帯などが用いられることがある。Chintagunta et al. (2012)は、曜日、時間帯、天候と消費者のチャネル利用についていくつかの示唆を提示している。まず、曜日については、平日ほどオンラインで購買が行われやすいことを示唆している。この傾向には、時間に余裕がある休日は実店舗で購買を行うが、忙しい平日にはオンラインを利用する消費者の傾向が表れている。同様に、彼らは時間帯の傾向として、オフィス・アワー(9時～18時)ほどオンラインで購買が行われやすいことを示唆している。また、天候について、天気が悪い日ほどオンラインで購買が行われやすいことを示唆している。

2.2.6 個人差

過去の購買経験やデモグラフィック属性、心理属性といった個人差がチャネル選択に影響を与えることが知られている。

過去の購買経験

購買経験は消費者のチャネルへの知識に寄与し、消費者のチャネル選好は経験と共に変わっていく (Valentini et al., 2011)。Rose, Clark, Samouel & Hair (2012)はチャネル利用経験を積むにつれて、チャネルへの満足度や信頼性が高まり、結果としてリピート購買につながっていることを示している。Melis et al. (2015)では、オンライン購買を始めたばかりの消費者は好みの実店舗と同じチェーンのオンライン店舗を利用する傾向にあるが、オンライン購買の経験を積むにつれて、複数チェーンのオンライン店舗を比較しながらオンライン購買を行うような傾向にシフトしていくことを示唆している。また、Valentini et al. (2011)は新しいチャネルの採用において、チャネル利用の経験が少ない消費者はマーケティング刺激を受けることでそのチャネルを採用するが、その後、経験を積むにつれて、マーケティング刺激に関わらずそのチャネルが選ばれやすくなり、選好が定着していく様子をモデル化している。こうした消費者のチャネル選好の変容を彼らは、「チャネル選好の進化」と呼んでいる。以上のように、消費者の過去のチャネル利用経験が、現在のチャネル利用に影響を与えることが多くの研究の中で示唆されている。

デモグラフィック属性

デモグラフィック属性が消費者のチャネル選択に影響を与えることを示す研究は数多くされている。以下では主要な研究におけるデモグラフィック属性の影響について整理する。まず、年齢について、Falk et al. (2007)や Valentini et al. (2011)では若年ほどオンライン購買を行いやすいことを示唆している。また、Sands et al. (2016)では情報接触をオンライン上で行い、購買は実店舗で行うリサーチショッパーについて、中年層の影響が強いU字型の傾向にあることを示唆している。性別については、強い影響がみられなかったことを示す研究(Falk et al., 2007; Valentini et al., 2011; Konus et al., 2008)が一定数存在するが、Sands et al. (2016)では男性の方がオンライン購買を行いやすいことを示唆している。世帯の特性を扱った研究として、Chintagunta et al. (2012)は、世帯人数が多く、子供が多いほど、オンライン購買を行いやすいことを示唆している。彼らはこの傾向をチャネル特性とも関連させて、このような世帯は消費量が多くなるため、店舗までの距離が遠い場合や商品の購入品数が多い場合の買い物への負担を減らす理由で、オンライン購買を行いやすくなると推察している。一方、彼らは頻繁に実店舗を訪れる時間的余裕がある世帯は、家族や子供人数が多くても実店舗購買を行いやすい傾向にあることも示唆している。同様の傾向は日用消費財を扱った Chu et al. (2010)でも報告されている。しかしながら、これらの先行研究がある一方で、デモグラフィック属性の影響は、分析対象とする国のオンラインチャネルの普及状況や社会経済状況、情報インフラ環境などに依存するため、その国の市場に適した知見の一般化が求められている(Konus et al., 2008)。

心理属性

消費者がチャネル利用によって享受できるベネフィットについて、2.2.1 節では特に経済的ベネフィットに焦点をあてて整理した。一方で、それ以外にも享乐的(Hedonic)なベネフィットを消費者は享受できる。Ailawadi et al. (2001)や Konus et al. (2008)は、享乐的なベネフィッ

トを消費者が有する心理属性として置き換えることにより、それらがチャネル利用に与える影響を示している。彼らの視点は、その後多くの研究でも援用されており、本研究でもこれを採用する(Wang et al., 2014; Keyser et al., 2015; Sands et al., 2016)。

(1) Innovativeness: 新商品・未経験品のトライアル性向

消費者は新しいチャネルを採用することによって、新商品や自分が利用したことのない商品と出会うことができる「探求 (Exploration)」の享乐的ベネフィットを享受できる。Ailawadi et al. (2001)や Konus et al. (2008)ではこのベネフィットに対する消費者の志向性を「新商品を試す」「未経験品を試す」「異なる商品を使い分ける」「繰り返し同じ商品を使い続けることに飽きる」という消費者性向を意図して心理属性として操作している。彼らはこれを“*Innovativeness*”と称している。“*Innovativeness*”の定義は、Midgley & Dowling (1978; *Journal of Consumer Research*; 表題: *Innovativeness: The concept and its measurement*)にて彼らが定義している、“新しい、あるいは、異なる商品を試し、新しい経験を探そうとする傾向”に基づいている。これに限らず、広くマーケティング研究の文脈でみると、“*Innovative*”な消費者であることは、Rogers のイノベーター理論と関係し、新商品の採用率として語られる場合が往々にしてある(小川, 2005; Rogers, 1962; Rogers & 三藤(邦訳), 2007)。それゆえ、本研究ではこの心理属性を新商品・未経験品のトライアル性向と邦訳した。こうした中で、Konus et al. (2008)はマルチチャネル購買者ほど、新商品・未経験品のトライアル性向が高いことを示唆している。

(2) Shopping enjoyment : 買い物の楽しさ

消費者は買い物によってエンターテインメント性や感情的なベネフィットを享受できる(Babin et al., 1994)。買い物によって喜びや興奮を得ようとする消費者の性質はチャネル利用にも関係する。Nicholson, Clarke & Blakemore (2002)は友達と一緒に買い物をするといった社会的な体験を重視する性向がチャネル利用に影響を与えることを示している。また、Verhoef et al. (2007)は情報探索や購買をする中で楽しみを得ようと工夫する人ほど、マルチチャネルを利用する傾向があることを示唆している。

(3) Motivation to Conform : 他者受容

消費者の購買意思決定は自己表現(Self-expression)のベネフィットと関係する。自分自身の選択が他者から同意されるかを求める消費者の性向は、商品選択やチャネル選択に影響を与えることが知られている(Ailawadi et al., 2001; Chandon et al., 2000)。Ailawadi et al. (2001)や Konus et al. (2008)では「人に批判されることを嫌がること」、「人に受け入れられる重要性」、「あまり考えずに問題解決をしたいこと」という消費者性向を意図して心理属性として操作している。また、関連する研究として、Verhoef et al. (2007)は消費者のチャネル利用は自分と関係性の強い社会的集団(e.g., 家族, 地域, 同僚など)の影響を受け、それらの人たちと同様のチャネルを利用する傾向にあることを示唆している。

2.2.7 供給視点でみた日本の市場特性

前節までのレビューは需要側である消費者の特性に関するものであった。本節では供給視点でみた日本の市場特性について整理する。経済産業省(2018)の電子商取引に関する報告書では、日本、米国、中国の EC 市場環境の比較について考察されている。彼らの調査結果によれば、2017 年の物販系 EC 市場規模は、日本を基準にした場合、米国は日本の約 4.8 倍、中国は約 11.7 倍であると推計されている。ただし、各国の総人口は日本が 1 億 2604 万人、米国は 3 億 2647 万人(日本の約 2.6 倍)、中国は 13 億 8823 万人(日本の約 11.0 倍)であり、モバイルを含むインターネット普及率は日本が 83.5%、米国が 87.9%、中国が 53.2%である。これにより、ネット利用者 1 人当りの年間の EC 市場規模は、日本が 805 ドル、米国が 1,585 ドル(約 2.0 倍)、中国が 1,510 ドル(約 1.9 倍)となっており、日本の物販系 EC 市場規模は米国や中国と比べると約半分程度であることがみてとれる。また、中国ではインターネット普及率が現状は低くなっているが、情報インフラ環境の整備によって今後上昇が見込まれるため、EC 市場規模についても拡大が見込まれている。

同報告書内では日用消費財における日本の EC 市場の傾向についても述べられている。まず、食品・飲料・酒類の分野ではネットスーパーの消費者認知が進み、市場規模拡大をけん引していることが示唆されている。さらに、Amazon が生鮮食品の即時配達サービスである「Amazon フレッシュ」事業を展開したことにより、競争環境が激化し、さらなる市場規模の拡大が見込まれる点が推察されている。また、健康食品分野では主たるユーザーである高齢者が従来型のテレビ通販やカタログ販売から徐々にオンライン購買に移行しており、市場規模が着実に増加していることが示唆されている。化粧品分野ではスマートフォンの普及や SNS、口コミサイトの影響により EC の存在感が高まっており、さらに、本市場は商品が多様化しているため、様々な商品を比較検討しやすい EC の利点が活かされていると示唆されている。医薬品分野では 2014 年 6 月の薬事法改正により、一般医薬品のネット販売が解禁されたことによって現状の市場規模は小さいながらも今後の拡大が見込まれることが示唆されている。

また、別の観点として、近藤(2018)は米国と比較した日本のチャネル特性について、「同一の小売企業グループの多業態化」を挙げている。米国ではスーパー、コンビニ、ドラッグストア、百貨店といった各小売業者が、その単業態の中で、地理的に商圈を拡大する目的で、実店舗に加えてオンラインチャネルを導入し、マルチチャネル化が図られている。しかし、日本では、例えば、セブン&アイ・ホールディングスやイオングループのように、同一の小売業者が各種業態の店舗販売網をもち、それら業態間の販売構造に相乗効果をもたせる目的としてオンラインチャネルの導入が図られている。こうした実情に対して、近藤(2018)は日本のチャネル特性として、小売業が業態を増やすことにより、細かい消費者セグメントを設定し、消費者の多様なニーズを満たせるように発展してきたことを指摘している。

これらのレビューに基づき、本研究では日本の市場特性について以下のように考える。まず、日本の EC 市場は米国や中国と比較すると、現状の市場規模は小さいが、特に、日用消費財分野においては、ネットスーパーの認知や「Amazon フレッシュ」に見られる新サービスの導入、高齢者のオンライン購買への移行、スマートフォンの普及による消費者の利便性向上、規制緩和などによって、今後着実に消費者へのオンライン購買の普及が進むことが想

定される。また、小売業者の特性として、米国が地理的に商圈を拡大する目的で、各小売業者が単一業態の中で実店舗の補完的にオンラインチャネルを展開してきたのに対して、日本では同一の小売業者が多業態化した店舗販売網をもつ中で、消費者の多様化したニーズに応え、細かい消費者ターゲットを設定する目的で、相乗効果を狙ったオンラインチャネル展開が進められている。

これに対して、本研究では 2.1 節でも述べたように、単一の小売業者での購買における消費者のチャネル利用を扱うのではなく、消費者の全ての購買の中でのチャネルの使い分けに焦点を当て、細かい消費者ターゲットの設定という日本市場の目的に沿った形で消費者を捉えていくことを狙いとする。また、日本市場における消費者のチャネル使い分けに焦点をあてた実データに基づく実証的な研究は、数が少ないながらも大瀬良(2014)や猪狩・星野(2016)といった一部が存在しているが、これらは単一の小売業者での購買における研究であるため、消費者の全ての購買の中でのチャネルの使い分けに焦点をあてることは本研究の独自性であると考えられる。

2.3 消費者のメディア利用環境変化とチャネル利用

昨今の消費者のメディア利用環境の変化によって、第 1 章で述べたようにマルチチャネル研究が対象とする領域が広がりつつある。本節では、まず 2.3.1 節にて、日本市場におけるデバイス利用実態、2.3.2 節にて、モバイル経由でのオンライン購買実態に関する現状を報告する。その上で、2.3.3 節にて、マルチチャネル研究を拡張したマルチチャネル・マルチメディア研究の課題をレビューする。なお、「メディア」という語句が指し示す範囲には、研究の単位を「デバイス」として扱う場合とその中での「コンテンツ」として扱う場合があるが、本研究では「デバイス」に焦点をあてる。これは広義にメディア・チャネルを意図しているものであり、購買チャネル側でスーパーマーケットやドラッグストア、百貨店、ホームセンターなどの「業態」をまとめて実店舗チャネルとしているものと粒度感を揃える意味合いがある。

2.3.1 日本のデバイス利用実態

現代の日本では、消費者は複数のデバイスを使いながら情報に触れている。中野・近藤(2017)では、消費者のマルチデバイス利用行動をセグメンテーションし、その実態を把握している。本節では、中野・近藤(2017)の分析結果に基づき、日本市場におけるデバイス利用実態をレビューする。なお、中野・近藤(2017)は Direct Marketing Review (日本ダイレクトマーケティング学会誌)に投稿、掲載された筆者らの論文であり、以下はその一部を抜粋・修正したものである。

中野・近藤(2017)では、モバイル(スマートフォン)・PC・テレビの 3 つのデバイスの利用時間を対象に、実行ログデータから消費者のデバイス利用実態を捉えている。その際に、消費者は各々のデバイスを独立して使うだけでなく、同時に利用することもあるため、同時利用時間も考慮に入れている。具体的にはテレビを見ながらスマートフォンを使うといった行

動を指す。デバイス利用研究の文脈では、「マルチタスク行動」として、複数デバイスの同時利用を扱った研究がこれまでに行われている(e.g. Pilotta & Shultz, 2005; Jeong & Fishbein, 2007; Enoch & Johnson, 2010)。中野・近藤 (2017)では、株式会社インテージが保有するメディア・シングルソースパネル(i-SSP)におけるモバイル・PC・テレビの行動ログデータを分析に使用している。分析対象者は関東・関西・中京在住の男女 20-69 歳の個人 1,790 人であり、分析期間は 2016 年 6 月の 1 ヶ月間である。分析では、モバイル・PC・テレビ単体の一日あたり平均利用分数、および、モバイル×テレビ、PC×テレビ、モバイル×PC の同時利用の一日あたり平均利用分数について、正規化処理を行った 6 つの変数を用いている。これらの変数について、K-means を用いてクラスタ分析を行い、セグメント数を 3 から 10 で変化させて郡内の平均・分散を比較した上、実務的に解釈可能なセグメント数を採用している。

結果として、表 2.2 に示す 6 つのセグメントが抽出された。セグメント 1~3 は全体平均と比べて複数のデバイスの利用量が多く、同時利用量も多い人たちであり、これを「マルチタスク型」と名付けている。セグメント 1 を「MBTV マルチタスク型」、セグメント 2 を「PCTV マルチタスク型」、セグメント 3 を「MBPC マルチタスク型」と名付けている。合計 9%がマルチタスク型であり、2 つのデバイスに利用が偏りやすい人たちを捉えている。セグメント 4~6 は全体平均と比べて一つのデバイスの利用量だけが多くなる人たちであり、「偏重型」と名付けている。セグメント 4 を「MB 偏重型」、セグメント 5 を「PC 偏重型」、セグメント 6 を「TV 偏重型」と名付けている。合計 46%が偏重型になっている。また、セグメント 7 は特定のデバイスに利用が集中せず、全ての利用量が全体平均より低いことから「非分散・低関与型」と名付けている。図 2.1 は横軸をテレビの日当たり平均利用分数、縦軸をネットの日当たり平均利用分数とした二次元プロットを行い、全体平均を中心とした 4 象限に分割して整理したものである。

表 2.2 セグメントの構成と平均値

セグメント名称	サンプルサイズ	MB	PC	TV	MBとTV 同時	PCとTV 同時	MBとPC 同時
1.MBTVマルチタスク型	96 (5%)	335.3	52.9	355.0	128.1	23.3	7.4
2.PCTVマルチタスク型	55 (3%)	161.1	254.6	382.5	63.0	124.7	11.5
3.MBPCマルチタスク型	18 (1%)	379.2	339.9	88.9	39.2	32.7	152.2
4.MB偏重型	365 (20%)	319.2	35.7	83.2	29.2	4.9	5.6
5.PC偏重型	217 (12%)	119.7	216.5	96.5	11.8	25.1	12.3
6.テレビ偏重型	253 (14%)	94.8	54.4	311.8	34.2	23.2	2.2
7.非分散・低関与型	786 (44%)	86.4	34.7	76.9	7.3	4.6	1.3
全体	1790 (100%)	157.7	70.6	138.2	24.6	14.8	5.8

注. 本表内の値は、モバイル(MB)、PC、テレビ(TV)の個人の日当たり平均視聴分数を示している。

また、「同時」とは消費者が複数のデバイスが時分単位で併用していた場合を指す。

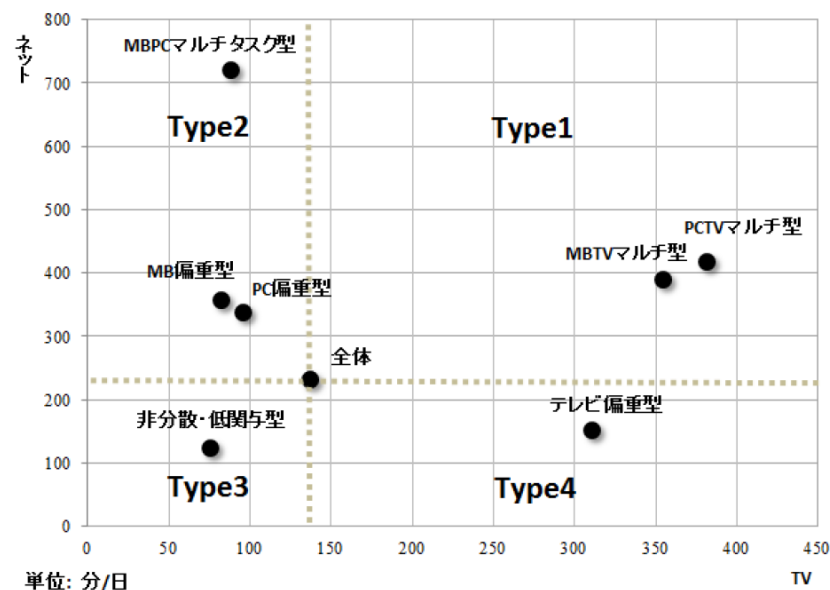


図 2.1 セグメントのプロット

注. 本図内の値は横軸をテレビ(TV)の日当たり平均視聴分数, 縦軸をネット(PC またはモバイル)の日当たり平均視聴分数とした時の各セグメントの平均値である。

中野・近藤 (2017)の結果では, マルチタスク型, 偏重型のいずれにおいてもモバイル利用が多い層の構成比が高くなっていた。この傾向は現代の日本市場においてモバイルを使ってネットを利用する消費者が多くを占めていることを実証的に示したものである。このような現状と照らして, 次節ではオンライン購買を行うデバイスの現状について把握する。

2.3.2 オンライン購買を行うデバイスの現状

経済産業省(2018)によれば, 日本の B to C EC(物販系)における市場規模は, 2015 年に 72,410 億円であったが, 2016 年は 80,047 億円, 2017 年に 86,008 億円と右肩上がりに成長している。この中でモバイル経由での購買が占める割合は, 2015 年の 27.4%から, 2016 年に 31.9%, 2017 年に 35.0%と同様に増加を続けている。図 2.2 にこれらの結果を図示した。一方で, モバイル経由でのオンライン購買は着実に増えているものの, 未だその半数以上が PC 経由で購買されていることも見てとれる。2.2.1 節で示したように消費者がネットを使うデバイスはモバイルの比重が高くなっているが, オンライン購買を行うデバイスは現状では未だ PC の方が多いという点は本節において見逃せない観点であると考えられる。

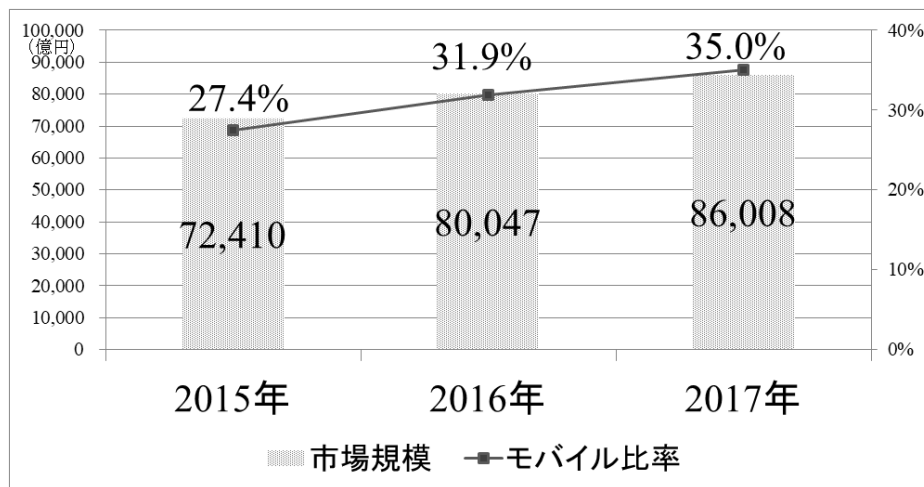


図 2.2 モバイル経由の B to C EC 市場規模（物販系）の推移

注. 経済産業省(2018)より転載，一部加工。

2.3.3 マルチチャネル・マルチメディア環境下での研究の関心

前節までで述べたように，消費者のメディア利用行動は変化しており，チャネル利用行動もその影響を受けている。本研究では，先行研究を踏まえたマルチチャネル・マルチメディア環境下での研究の関心として大きく2点を挙げる。

第1は，オンライン上での情報接触が消費者のチャネル選択に与える影響を捉えることである。例えば，オンライン上でデジタル広告に触れる，メーカーサイトで商品を調べる，レビューサイトで商品の評判を調べる，EC サイト上で商品を調べる，レコメンドを参考にするなどの情報接触行動を消費者は行っている。2.2.4 節で述べたように，オンライン上では，情報接触後，即座に購買を行うこともできる。クリックひとつで購買まで行えるといった簡便さから，このような行動はネット上の俗語で「ポチる」とも表現され，自然言語処理研究における Web 上のテキスト解析の事例としても扱われるほど，多くの消費者に普及した行動になっている(鈴木・笹野・高村・奥村, 2012)。一方で，Verhoef et al. (2007)が「リサーチショッパー」として指摘するように，オンライン上で情報に触れても，実店舗を重視して購買を行う消費者も存在することが知られている。このように消費者行動が多様化する中で，消費者がどのように複数のチャネルやメディアを使い分けているのか，その実態を把握していくことは重要な課題になっており(Dholakia et al., 2010)，現代の環境下でその消費者特性を捉えていくことが求められている。また，日本市場を対象にこのような観点を実データに基づいて実証的に議論した研究事例は非常に少なく，研究の余地があると本研究では考える。

第2は近年急速に普及が進むモバイルデバイスがチャネル利用行動に与える影響を捉えていくことである。これはチャネル研究の重要なリサーチトピックとして位置づけられ，世界的に研究が加速している領域である(Verhoef et al., 2015)。奥谷 (2016)は，日本市場においてモバイルチャネルが「消費者の購買意思決定上で重要な情報網(情報流)インフラとして機能

している」ことを指摘している。こうした中で、直近の研究として、例えば、Haan, Kannan, Verhoef & Wiesel (2018)は消費者の利用デバイスとオンライン上での購買までの経路に関する研究を行っている。その結果、複数デバイスをスイッチしながら情報に触れ購買をしていく消費者、とりわけモバイルから PC にスイッチしていく消費者ほど購入率が高まることを示唆している。また、その効果は知覚リスクが高く、価格が高い商品ほど大きくなると指摘している。彼らの研究は、モバイルで情報を調べた後、PC でその情報を精緻化し購買につなげる消費者の行動を捉えたものである。しかしながら、先に述べた課題とも関連し、デバイスの観点を含めたオンライン上での情報接触が、オンラインと実店舗の双方のチャンネル上での購買に与える影響を実証的に捉えた研究は、十分に進んでおらず、本領域の課題であると本研究では考える。

デバイスマーケティングの研究文脈において、Strom, Vendel, & Bredican (2014)はモバイルデバイスが娯楽性や快楽性、簡便性に優れており、PC デバイスが情報操作性に優れていることを挙げている。これには各デバイスの持ち運びの容易さやスクリーンサイズが関係している。モバイルデバイスではいつでもどこでも情報にアクセスできる。その手軽さは情報入手の効率性につながると共に、消費者が様々な状況下において情報に触れられることで娯楽性や快楽性といった感情的なベネフィットの喚起にもつながっている。一方、PC デバイスはモバイルデバイスに比べると持ち運びの容易さは欠けるものの、大きなスクリーンサイズによって様々な情報を一度に入手・操作できる。このようなデバイス特性が消費者のチャンネル利用行動とどのように関係しているかを捉えていくことも本研究における課題である。

なお、本研究で意図する「マルチチャンネル・マルチメディア環境」と「オムニチャンネル環境」の違いについても触れておく。本研究における「マルチチャンネル・マルチメディア環境」の呼称は、Journal of Interactive Marketing 誌の 2010 年 24 巻 2 号の特集で扱われたテーマ“Emerging Perspectives on Marketing in a Multichannel and Multimedia Retailing Environment”，ないしは、その中の主要論文である Dholakia et al. (2010)の論文表題“Consumer Behavior in a Multichannel, Multimedia Retailing Environment”に由来している。一方、オムニチャンネルは Rigby (2011)によって最初の学術定義がなされている。近藤 (2018)の日本語訳を引用すれば、「実店舗と十分な情報を得られるオンライン・ショッピング経験の利点とを融合する統合的な販売経験」と定義される。ただし、「販売経験」という言葉が示すように、通常オムニチャンネルの活用主体は「小売業」にあり、小売業が販売網を構築していく上で、オンラインと実店舗の双方の購買チャンネルやメディア戦略も含めたメディア・コミュニケーションチャンネルを統合していく動きとして語られる。本研究は「消費者」の行動に焦点をあて、その知見の活用主体は「小売業」だけでなく、商品の「メーカー/広告主」や「広告代理店」も範疇に入れている。それゆえ、本研究の中では一貫して「マルチチャンネル・マルチメディア環境」という言葉を使用していく。

2.4 デジタル化による企業のデータ活用の変化

マルチチャンネル・マルチメディア環境下で消費者行動を捉える必要性は、単に消費者を理解する目的だけに留まらない。昨今、デジタル化によって企業のマーケティング活動そのも

のに大きな変化が起きている。本節では、企業のマーケティング活動のデジタル化をレビューし、そこで必要されている新しい種類のデータの活用について説明する。

2.4.1 マーケティングのデジタル化

マーケティングのデジタル化で起きているビジネス環境変化は、以下に示す2点で表すことができる。と本研究では考える。

第1は利用できるデータの種類が変わってきたことである。企業の様々な業務プロセスがインターネットにつながったことにより、業務プロセス上で取得し得るデータが増え、しかもそれが行動ログデータのように自動的に収集できるようになってきている。例えば、小売業者が収集するID-POSデータが大規模化したり、ECサイトの閲覧と購買履歴、PCやスマートフォンの閲覧履歴情報、位置情報、カメラ映像による顧客動線状況などが収集できるようになっており、これらのデータをマーケティングに活用しようとする動きが活発化してきている(星野, 2017)。さらに、そうしたデータが同一個人などの単位で紐づく「シングルソース化」の動きが進み、昨今注目されている(Taneja & Mamoria, 2012)。シングルソースデータを活用すれば、消費者個人の購買プロセスを追跡できるようになる。例えば、PCやスマートフォンの閲覧履歴情報から情報接触行動を理解し、それらが購買履歴データで捉えた購買行動にどのように影響を与えているかを特定するといったものである。個人レベルでのシングルソースの実行動データのマーケティング活用は直近5年で進みだしたゆえに、実務的・学術的な蓄積は十分ではないが、今後大きな発展の可能性を秘めていると本研究では考える。

第2はデータ環境の変化に応じて企業の打ち手が変わってきたことである。実行動データは自動的に収集されるだけでなく、企業のDMP(Data Management Platform)に日々刻々と蓄積され、それらを分析できる基盤が各企業の間で整えられてきた。さらに、DMPはDSP(Demand Side Platform)と呼ばれるデジタル広告配信のプラットフォームと連携できるようになっており、DMP上で分析した知見に基づいて、DSPで特定条件に絞った消費者に対して直接的な施策を行うといったマーケティング活動が実現できるようになっている。これによって企業の打ち手が変化している。まず、消費者個人に対するリーチが容易になってきた。従来はマス広告のようにターゲットは個人ではなく集団であった。しかし、デジタル化によって個人のデバイスなどに直接的にその人に適した施策を行うことが実現できるようになっている。また、これらを自動化する動きである「マーケティング・オートメーション」が求められるようになっている(Jarvinen & Taiminen, 2016)。デジタルマーケティングでは、企業はデータ分析によってKPI(重要業績評価指標; Key performance indicator)を設定した上で、そのKPIを監査しながら、各施策を自動で調整しながら継続的に実行し続けることを目指している。この動きはDMPやDSPの性質を活用するだけでなく、人件費などの運用コストを下げる目的にもつながっている。さらに、それにより、消費者への施策を行うサイクルが早くなっている。従来であれば、マーケティングやメディアのプランニングは、年単位や四半期単位などが中心であった。しかし、デジタルマーケティングでは即時的な実行が可能であるために、週単位や日単位、時には、一日の中での時間単位での施策が可能になっている。

以降では、DMP/DSPの仕組みについて、より具体的に説明をする。DMP/DSPの主な機能

を図 2.3 に示した。DMP はデータ蓄積機能・分析機能を有する仕組みであり、個別の企業が自社データを統合管理するための「プライベート DMP」や広告代理店、オーディエンスデータ保有事業者、市場調査会社などのデータ保有事業者がマーケティング支援の目的で提供する広義での DMP が存在する(横山・菅原・草野, 2015)。また、DSP は広告配信などの施策実行機能を有する仕組みであり、DSP 上で保有される Cookie や IP アドレス、会員 ID などに紐付いた個人のデバイス(例. スマートフォン, PC)を通して、デジタルメディア(例. Youtube, Twitter, Facebook, Yahoo!のブランドパネル)やオウンドメディア(例. 企業の自社サイト, アプリ)上で施策が実行される。

DSP で広告を配信するにあたっては、どのような人に対して広告を当てるかといった「消費者ターゲティング」が非常に重要になる。従来からテレビ広告や新聞広告などのマスマーケティングにおいてもターゲティングの概念は重要視されてきた。しかし、デジタルマーケティングではより直接的に消費者に対して施策を実行していくがゆえに、マスマーケティングに比べてターゲティングの効率性を上げやすく、その概念が一層重要になっている。通常、ターゲティングは DMP 上に蓄積されたデータを分析することによって、消費者ターゲット(ターゲット・セグメント)を選定することから始められる。そして、DSP と連携し、そのデータで定義されたターゲットそのものに対して直接配信を行う場合やそのデータと関係する類似データや推計に基づいてターゲットを拡張して配信を行う場合により、広告配信が実施される。

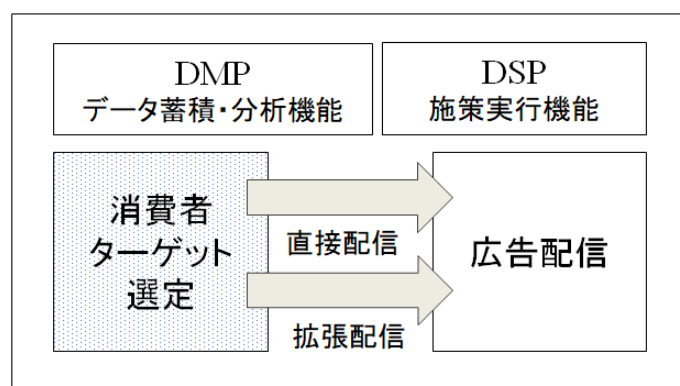


図 2.3 DMP/DSP の役割

実務上、消費者ターゲット選定がどのように行われているのかについて、株式会社インテージとそのグループ会社であるドコモインサイトマーケティングが共同運用する DMP/DSP である「di-PiNK(<http://www.di-pink.com/>)」を例に説明する。di-PiNK では図 2.4 に示すように、基本的なデモグラフィック属性のほか、日頃の生活軸、消費生活軸、お買い物軸、あるいは位置情報データによって定義された位置軸などのターゲット・セグメントが搭載されている。これらの情報は通常、セグメント・フラグとして、離散的な形式(例えば、0/1 データやカテゴリ情報)として保有される。そのフラグ情報に基づいて、ターゲット選定が日々継続的に行われている。なお、di-PiNK には 2.4.3 節で説明する本研究の分析データとして使用していく i-SSP や SCI のデータに関係したセグメントについても搭載されている。

このターゲット・セグメントは DMP/DSP を運用する事業者間で異なっている。顧客のマーケティング活動の目的に応じて効率の良いセグメントを搭載できることが、その事業者が提供する DMP/DSP のビジネス価値に直結する。それゆえ、近年ではセグメント開発の事業者間での競争が非常に激化している。

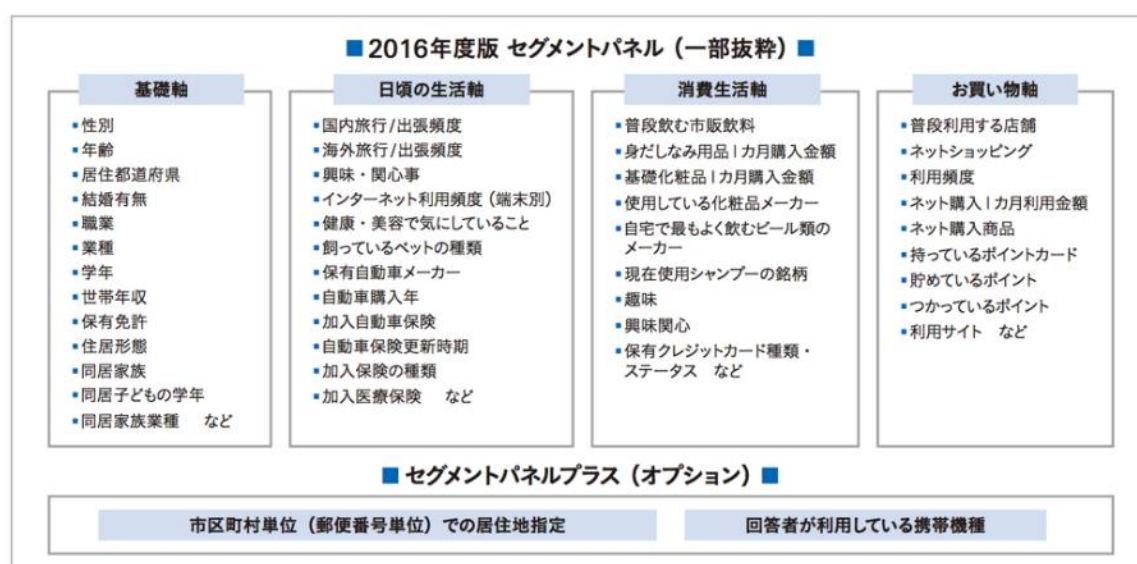


図 2.4 DMP/DSP に搭載されるセグメントの例

注. 宣伝会議アドタイの HP 上から図を引用した。(https://www.advertimes.com/20170425/article239487/)

以上が DMP/DSP を活用したデジタルマーケティングの基本的な仕組みであり、DMP/DSP の価値を上げるためには、効率の良い消費者ターゲットを選定していくことが重要である。マーケティングのデジタル化が起きている中で、企業のマーケティング活動の主要な変化は、そこで利用されるデータの種類として自動的に蓄積される行動ログデータの需要が高まり、企業の打ち手が消費者ターゲットに対して、複数のデバイス・メディア上で直接的に、即時的に、長期間で継続的に実行できるようになったことにあり、これに対応した実務的応用価値をもつ研究が求められると本研究では考える。次節では、このような環境下でのデータ活用に適した新しい種類のマーケティング・データについて説明する。

2.4.2 新しい種類のマーケティング・データとその課題

前節で新しい種類の「自動的に集まる実行データ」について触れたが、こうしたデータをマーケティングで活用していく場合には注意が必要である。星野(2017)は、ID-POS や EC サイトの閲覧・購買履歴、PC やスマートフォンの閲覧履歴などの企業の業務上プロセス上で“集まるデータ”だけでは、マーケティング活用においてデータがもつ情報が十分でない場合があることを指摘している。その理由として、具体的に星野 (2017)は、(1) 消費者の態度や認知の理解、(2) 潜在顧客の理解 (3) 競合他社での行動の理解を挙げている。業務上集まる

データは、その企業の業務の中で得られるデータである。例えば、小売業者の ID-POS はその特定の小売業者の企業活動から得られるデータであり、その小売業者を利用する顧客のデータである。それゆえ、2.1 節でもふれたように潜在顧客や競合他社の顧客の情報が十分に含まれていないといった課題を含んだデータとして位置づけられる。

一方で、こうした課題を克服し、市場全体を捉えられる実行動データを、購買やメディアのシングルソースデータとして構築していこうとする動きが直近 5 年で日本のマーケティング・リサーチ産業で進められてきた。インテージ社の i-SSP(Intage Single Source Panel)、ビデオリサーチ社の VR Cubic、Nielsen Japan 社の Netview といったデータ・サービスである。インテージ社の i-SSP は、長年インテージ社が運用を続けてきた SCI(全国消費者パネル調査)というスキャンパネル方式の購買履歴データとその調査モニターをベースにして、同一個人のスマートフォン・PC の使用履歴ログデータ、テレビ視聴ログデータを収集したデータである。ビデオリサーチ社の VR Cubic は、彼らが得意としてきたテレビ視聴ログ収集領域を拡張し、テレビ視聴ログデータとスマートフォン・PC の使用履歴ログデータを個人のシングルソースで収集したデータである。また、Nielsen Japan 社の Netview はスマートフォンと PC の使用履歴ログデータがシングルソースで収集されたデータである。先に述べたとおり、これらのデータの特徴は、市場全体を捉えられる実行動データとしてデータ収集の調査設計がされていることである。具体的に、購買であれば、その人が購入した商品の全てやその人が利用したチャンネルの全て、メディアであれば、その人がスマートフォンや PC で接触した全てのアプリや URL の履歴を収集できるように調査設計がされている。また、これらのデータは「調査パネル」として機能させることが目的であるために、調査対象者も、各データが想定する母集団に準拠する形で標本抽出されている。シングルソースでの市場調査パネルデータ開発の領域、とりわけ購買とメディアの実行動データがつながるシングルソースデータは、日本が海外に先んじてデータ構築・運用を開始し、民間企業のマーケティング活動に普及させており、海外の主要なマーケティング・リサーチ企業(Gfk, Nielsen など)も後発的にデータ整備を進める状況になっている。

このようにシングルソースの実行動データは、年々整備が進められ、デジタル時代のマーケティングで求められるデータ活用の性質と合致するがゆえに、各企業のマーケティング活動の中に組み込まれようとしている。従来、質問調査として収集していた要素を実行動データで置き換える動きが、今や多くの企業で進められている。しかしながら、実社会でのデータ活用環境が急速に発展を遂げている一方で、それらの新しいデータの収集的特性に焦点をあてた学術研究が少ないことを本研究では課題として捉えている。実行動データと調査回答の間には乖離が存在することは以前からよく知られた問題であり、調査品質研究の文脈では、その乖離を理解することを目的とした研究が一つの研究領域として進められてきた(Krugman & Hartley, 1970; Dutka & Frankel, 1997)。この観点は、従来、データ整備が進んでいた購買のスキャンパネルデータ(Zhen et al., 2009; Einav et al., 2010)やテレビの視聴計測データ(Prior, 2009; Wonneberger & Irazoqui, 2016)の実行動データについては、乖離の程度やその要因について、一定の学術的研究の蓄積がされている。一方、スマートフォンや PC は実行動データ収集の歴史が浅いがゆえに、十分な学術的知見が蓄積されていない。

本研究ではマーケティングのデジタル化に対応した研究を志向し、実行動データを用いて研究を進めていくが、その前提として、実行動データと調査回答の間に生じる乖離について、

まず第3章で議論をした上で、第4章以降の消費者行動のモデル化を進めていく。

2.4.3 本研究で用いるデータ

本研究の第3章から第6章までで使用するデータについて説明する。

本研究の第4章、第5章、第6章では、株式会社インテージが運用する全国消費者パネル調査(SCI)を使用する。SCIはホームスキャン方式で収集された購買パネルデータであり、全国の15～69歳の男女5万人の消費者から、継続的に日々の購買情報を収集している。SCI協力者はインテージが保有するオンラインモニター組織を母体に、全国11エリア×性別×未婚×年代を設計として、割当法によりサンプリングされている。SCIはパネルモニターにバーコードスキャナーを配布し、購入商品の購買記録を常時収集した実行動データである。このデータには対象者が購入した日用消費財が網羅的に記録されており、食品(主食、調味料、加工食品。ただし生鮮、惣菜、弁当を除く)、飲料(乳飲料、清涼飲料、アルコール)、日用雑貨品(ハウスホールド、紙製品、パーソナルケア、ベビー関連品、ペット関連品)、化粧品、医薬品が含まれる。

また、本研究の第3章、第4章、第6章では、同じく株式会社インテージが運用するシングルソースパネル(i-SSP)のモバイル調査およびPC調査を使用する。i-SSPのモバイル、PC調査はモニターの端末に専用アプリケーションをインストールすることにより、WEB・アプリの使用状況が自動収集され、行動を常時補足したログデータである。このパネルの対象者はSCIを母体とし、インターネット利用人口の母集団構成比に合うように性年代、エリアを割り当ててサンプリングされている。i-SSPのうち、SCIとシングルソースでつながるモバイル調査は8,300人、PC調査は15,000人をパネルサイズとしている。なお、i-SSPのモバイル調査ではAndroidおよびiOSを利用するパネルモニターが対象となっている。第4章、第6章の研究ではこれらの全パネルモニターを分析対象としている。第3章の研究では調査実施当時の株式会社インテージにおけるアンケート配信実験のモニター規約の都合により、Android利用者を分析対象としている。

SCIのうちの一部のパネルモニターは、i-SSPとモニターIDをキーとして同一個人レベルで結合できるシングルソースの形式がとられている。このデータを使えば、情報接触から購買までの個人の状況を、実行動をベースにしながらか捉えていくことが可能である。

2.5 チャネル利用行動のモデル化

本節では消費者のチャネル利用行動のモデル化について、先行研究における視点と手法を整理する。

2.5.1 チャネル選択モデル

消費者のチャネル利用行動を捉えた先行研究において、代表的な手法は「チャネル選択」

の問題に帰着させるものである。その場合、購買機会において複数のチャネル(多くの場合、オンラインと実店舗の二値選択)からどのチャネルを選ぶのかについて、ロジットモデルやプロビットモデルなどの離散選択分析の枠組みが採用されている。例えば、Chu et al. (2008)や Chu et al. (2010)、Pozzi (2012)ではチャネル選択およびブランド選択を対象にロジットモデルを用いてモデル化を行っている。また、チャネルの購買生起と購買量を同時に捉えていく場合、Type II Tobit Model や Sample Selection Model, Hurdle Model といったゼロ切断分布に対応した分析方法が採用されることがある。これはオンライン購買の普及率を鑑みると、必ずしも全ての消費者がオンラインで購買するわけではないので、データ上でゼロ値が発生しやすいといった課題に対応するものである。Ansari et al. (2008)は、購買生起と購買量に対して Type II Tobit モデル、チャネル選択に対してプロビットモデルを採用している。Breugelmans & Campo (2016)は各チャネルの購買生起と購買量を log-normal Hurdle Model によってモデル化している。また、Li, et al. (2017)は、企業選択に対してプロビットモデル、チャネル選択と購買量に対して Sample Selection Model を採用している。このように、チャネル選択モデルを軸としながら、それに関連したブランド選択、企業選択、購買生起、購買量といった主要な消費者行動をモデル化していくアプローチが多くの研究で用いられている。

2.5.2 横断面分析

消費者のチャネル使い分けを横断面データによって捉えることを狙いとしたセグメンテーション研究も本領域の主要なアプローチ方法である。特に、マーケティング分野におけるセグメンテーション研究では、消費者をセグメンテーションした後、そのセグメントの特性を記述していくことが求められることが多い。それらを別個に扱う場合もあるが、同時に扱うことができる潜在クラスクラスタ分析などの手法が多くの研究で用いられている。Thomas & Sullivan (2005)はある小売業者の顧客データにおけるチャネル利用頻度に関して潜在クラスクラスタ分析を行い、カタログセグメントと実店舗セグメントという2つのセグメントを抽出している。また、Konus et al. (2008)は、情報接触時と購買時のチャネル利用態度をチャネル利用のふさわしさ(appropriateness)で識別し、その傾向から消費者をセグメンテーションしている。さらに、そこに寄与する心理属性について潜在クラスクラスタ分析を用いて明らかにしている。同様に、Sands et al. (2016)は、情報接触、購買、購買後の実店舗およびインターネット、スマートフォンのチャネル利用態度をチャネルの重要性(importance)によって識別した上で消費者をセグメンテーションし、そこに寄与する心理属性を特定している。日本市場の研究として、大瀬良 (2014)はある小売業の顧客データに対して、カタログ、オンライン、実店舗の3つの販売チャネルの利用回数を K-means 法でクラスタリングし、得られたセグメント間で購買金額や購買品目数といった主要な指標を比較している。これらは一定期間の消費者のチャネル利用行動を横断的に捉えた研究として位置づけられる。

2.5.3 縦断分析

一方、縦断的な観点を含んだ研究も存在する。例えば、時間そのものを従属変数とするも

のである。Venkatesan, Kumar, & Ravishanker (2007)はオンライン購買の初回採用までの期間について比例ハザードモデルを用いて捉えている。また、猪狩・星野 (2016)ではEC サイトと店頭における消費者の繰り返し購買間隔と購買金額を捉えることを狙いとして、競合リスクモデルと回帰モデルを用いた同時推定手法を提案している。これらは初回採用期間や購買間隔といった時間を直接的に推定対象として捉えることを目的とした研究として位置付けられる。

これに対して、時間経過の影響を間接的に捉える目的で、オンライン購買の経時的な学習プロセスに焦点をあてた研究がある。Valentini et al. (2011)はオンライン購買のトライアルおよびリピート段階を仮定し、それぞれに設定したロジットモデルを組合せた形でモデル推定することによって、購買機会を重ねる度にチャネル利用の段階が移行する様子を捉えている。その結果、消費者のチャネル選好は経験と共に進化していくことを示唆している。また、Chang & Zhang (2016)は、消費者のチャネル選択の背後に潜在的な状態を仮定した隠れマルコフモデルにより、時間経過と共にその状態が動的に変化するモデル化を行っている。これらの研究は時間そのものが目的ではなく、チャネル利用の経時変化におけるプロセスを理解するためのものとして位置づけられる。

以上に述べた先行研究とその手法について表 2.3 に整理した。

表 2.3 研究手法の整理

	視点	対象	ベースとなる手法
Chu et al. (2008)	チャネル選択モデル	チャネル選択, ブランド選択	ロジットモデル
Chu et al. (2010)		チャネル選択, ブランド選択	ロジットモデル
Pozzi (2012)		チャネル選択, ブランド選択	ロジットモデル
Ansari et al. (2008)		購買生起, 購買量/チャネル選択	Type II Tobit/ プロビットモデル
Breugelmans & Campo (2016)		各チャネルの購買生起, 購買量	log-normal Hurdle model
Li et al. (2017)		企業選択/チャネル選択, 購買量	プロビットモデル/ Sample Selection Model
Kumar & Venkatesan (2005)		チャネル数	順序ロジットモデル
Thomas & Sullivan (2005)	横断面分析	マルチチャネル利用実績	潜在クラスクラスタ分析
Konus et al. (2008)		情報検索・購買の マルチチャネル利用意向	潜在クラスクラスタ分析
大瀬良(2014)		マルチチャネル利用回数	K-means
Sands et al. (2016)		情報検索・購買・購買後のマルチ チャネル, モバイル, インターネット 利用意向	潜在クラスクラスタ分析
Venkatesan et al. (2007)	縦断分析	オンライン購買の初回採用期間	比例ハザードモデル
猪狩・星野(2016)		購買間隔, 購買金額	競合リスクモデル/回帰モデル
Valentini et al. (2011)		チャネル利用段階の移行	ロジットモデル
Chang & Zhang (2016)		チャネル選択の動的変化	隠れマルコフモデル

なお、本研究における横断面データおよび縦断データの定義について整理しておきたい。本研究では消費者を対象とした分析を行うため、複数の個人を観測対象として持つデータを扱う。この時、横断面データ(cross-sectional data)とは、複数の個人に対して、ある一時点で収集されたデータを指す。一方、縦断データ(longitudinal data)とは、複数の個人に対して複数時点で収集されたデータを指し、この形式の縦断データを菅原・松浦・尾崎・室橋・高橋・岡田・山形(2012)は「個人一時点データセット」と呼んでいる。まず、本研究における横断面データの解釈について補足したい。ある一時点において聴取した質問調査データは横断面

データとして扱うことが一般的である。これに対して、2.4.3 節で挙げた購買パネルデータや PC・モバイルの利用ログデータ、さらには、ID-POS データといった実行動データは、質問調査データとは異なり、経時的にデータが収集され続けているため、純粋な“一時点”ないしは“一レコード”の単位は、そのデータの取得粒度(例えば、時刻、日付)に依存する。一方、本研究での横断面データはデータの取得粒度によって定義するのではなく、分析するデータの形式および期間によって定義する。マーケティング研究では、実行動データを集計し、各個人が一行のレコードをもつ形式にして分析をすることが往々にして存在する(大瀬良, 2014; 石垣・竹中・本村, 2011)。例えば、大瀬良(2014)では ID-POS データについて個人毎にチャンネルの利用回数を集計し、そのデータについて消費者セグメンテーションを行っている。本研究でも同様に、第 4 章で展開する横断面データを用いた分析では、個人毎に一定期間の集計を行った分析データを対象とする。また、この時、本研究では消費者の選好が容易に変化し得ない「短期間」という制約をいれ、これを横断面データと定義する。期間の定義じたいは研究によって様々であるが、実務上、マーケティング施策は四半期、半期(上期/下期)、年の単位で決定されることが多いことを理由として、第 4 章の研究では半期を短期間の定義とする。この場合、時間で変化しない変数を持つモデルが使用される。また、複数の識別された時点を持つ縦断データは、マーケティング研究では「個人一時点データセット」として扱われることが往々にしてある(菅原ら, 2012; 猪狩・星野, 2016; Chang & Zhang, 2016; 寺本, 2014)。時点については、各購買機会(例えば、1 回目、2 回目)を一時点として扱う場合や特定期間(例えば、日、週、月、四半期、年)を一時点として扱う場合など研究の目的により異なる。本研究では、第 5 章の研究では、特定カテゴリ商品のチャンネル利用を分析する目的により一時点の単位を購買機会として扱う。第 6 章の研究では日用消費財全般のチャンネル利用においてマルチチャンネル購買者であるか否かを分析する目的により時点の単位を特定期間として、具体的には四半期として扱う。ここでは日用消費財全般という多くの商品カテゴリでの購買分析を行う場合、オンラインでの購買機会は実店舗での購買機会に比べて非常に少なくなるため、この定義としている。

2.6 本研究のフレームワーク

本節では前節までの先行研究のレビューに基づき、その研究文脈と課題を改めて整理し、本研究のフレームワークを具体的に示していく。まず、2.1 節および 2.2 節で述べたように、マルチチャンネル研究は 2000 年代初頭から現在にかけて、(1)チャンネル効率、(2)チャンネル間のショッパー行動、(3)小売ミックスという 3 つの文脈で進められてきた(Verhoef et al., 2015)。特に、2 番めのトピックは、「ショッパー・マーケティング」や「Consumer-Centric Marketing」といった消費者に主眼を置いた研究として進められている(山崎, 2014)。この文脈において、現在までの多くの研究では、Neslin et al. (2006)が提唱した消費者のチャンネル選択に関わる 6 つの要因(チャンネル特性、マーケティング変数、社会的影響、チャンネル統合、状況要因、個人差)に関連した様々な知見が蓄積されている。一方で、近年では 2.3 節で述べたように、スマートフォンの普及をはじめとして、デバイスやメディア利用といった消費者の情報接触行動そのものが変化をしてくれている。消費者の購買プロセス全体でみると、例えば、Verhoef et al.

(2007)が「リサーチショッパー」という特徴的な消費者行動を挙げたように、情報接触時と購買時に異なるチャネルを利用する消費者も登場している。このような中で、近年のマルチチャネル研究では、その範疇を情報接触まで広げたマルチチャネル・マルチメディア研究が行われるようになってきている(Dholakia et al., 2010)。さらに、こうした研究のニーズは、2.4節で述べたように企業のマーケティングがデジタル化し、販促や広告などの施策と消費者の買い方までが直接的につながるようになった現代の環境下で、より一層高まっている。特に、昨今登場した実行動データのように日々蓄積され続けるデータから消費者行動を理解していく研究は、「マーケティング・オートメーション」に見られるような現代のデジタルマーケティング課題に対して実用性が高く、多くの実務家に求められている。

このような研究文脈を考慮し、本研究の目的は、メディア環境が発達してきた中で、現状どのような人がマルチチャネル購買をしており、経時的にどのような人がマルチチャネル購買をするようになってきたのか、その消費者特性を明らかにすることである。さらに、企業のマーケティング活動がデジタル化していることに鑑みて、実行動に即した実証的な立場から消費者理解を目指していく。また、実データに基づく実証的な研究が少ない日本市場に焦点をあて、近年オンライン購買が普及してきた日用消費財市場を対象に扱う。これらの課題解決を実現するため、本研究では以下のリサーチ・クエスチョンを設定し、研究を進めていく。

日本の日用消費財市場において

- (1) 現状どのような人がマルチチャネル購買をしているのか
- (2) 経時的にどのような人がマルチチャネル購買をするようになってきたのか

(1) 現状どのような人がマルチチャネル購買をしているのか

短期間の横断面データを用いて、消費者のチャネル利用行動についてセグメンテーションによるアプローチから分類の検討を行う。その際、昨今ではモバイルデバイスの普及によって、より簡便にオンライン購買が行えるようになってきており、デバイス毎のオンライン情報接触とオンライン・実店舗でのマルチチャネル購買との関係を捉えることが、本領域の重要課題になっていることに着目する(Verhoef et al., 2015; 奥谷, 2016)。これに対応し、消費者のチャネルとメディア接点を同時に扱って分類していくことで、どのようなデバイス情報接触をしている人が、マルチチャネル購買をしているかについて捉えていく。また、実行動結果に関係する消費者特性を理解するため、別途聴取する質問調査による心理属性を組合せ、実行動とその背後にある消費者心理との接合を図る。マルチチャネル・マルチメディア環境下におけるチャネル利用と消費者の諸特性については、Konus et al. (2008)の研究が一つのユニバーサル・スキームとして多くの研究で援用されている(e.g., Wang et al., 2014; Keyser et al., 2015; Sands et al., 2016)。しかしながら、これらの研究は、チャネル利用を質問調査による利用態度として捉えたものであり、実行動として捉えたものではない。本研究はチャネル・メディア利用を行動として捉え、それに関係する消費者心理を意識として捉えていく。また、これに対応し、種類の異なるデータである実行動データと質問調査データを接合させていく。

このような検証は、本研究領域においてこれまで行われていない。それゆえに、学術的な意義としては、まず、チャネル・メディアを実行動データに置き換えた時に、先行研究と整

合する知見が得られるのかを追証する必要があると考える。具体的には、2.4.3 節で説明した購買スキャンパネルデータおよびモバイル・PC の利用ログデータを用いて、購買チャネルの利用頻度、モバイル・PC の利用時間を対象に扱い、消費者の実行動を捉えていく。その上で、実行動データによって精緻に消費者行動を捉えられるのであれば、その行動に即して、デジタルマーケティング施策につなげることが望ましいという立場をとっていく。

(2) 経時的にどのような人がマルチチャネル購買をするようになってきたのか

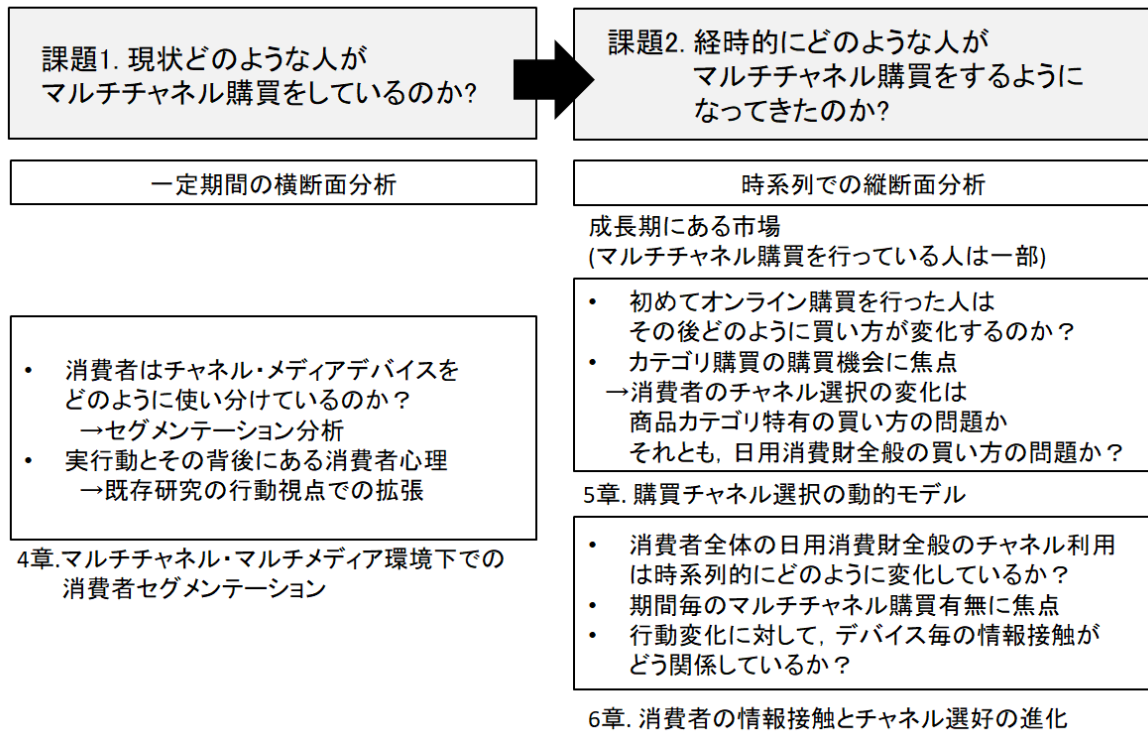
経時的な縦断データを用いて、消費者のチャネル利用行動を時系列解析によるアプローチからモデル化する。ただし、現在の日本の日用消費財市場でのオンラインチャネル利用は成長期にあり、必ずしも多くの人がマルチチャネル購買を行っているわけではない。このような場合の有用な視点として、それまでオンライン購買を経験したことがなかった人が初めてオンライン購買を行った場合、その後どのように買い方が変化していくのかという問題が挙げられる (Nielsen, 2017)。そこで、本研究ではまず、日用消費財の中でオンライン購入率が比較的高いヘアケアカテゴリに焦点をあて、各購買機会という時点毎のチャネル選択の変容を捉えるモデル化を行っていく。モデル化により変容のパターンを明らかにした上で、そこに関係する消費者特性について議論を行う。さらに、重要な観点として、こうした消費者のチャネル選択の変容は、商品カテゴリ特有の買い方の問題なのか、それとも、買い方全般(すなわち、日用消費財全般の買い方)の問題なのかについて検証をしていきたい。

次に、初めてオンライン購買を行った人に限定せず、消費者の日用消費財全般のチャネル利用について、時系列的にどのような変容を遂げているのかについてモデル化を行っていく。ここでは、購買機会よりも範囲を拡げて、一定の期間にマルチチャネル購買を行ったかどうかについて、その変容を捉えていく。さらに、そうした行動変容に対して、デバイス毎の情報接触がどのように寄与しうるのかについて検証を行っていく。

以上の課題に関する方略と各章の構成について図 2.5 に整理した。

なお、消費者のチャネル利用を経時的な視点で分析した研究は、初回採用までの期間を扱った Venkatesan et al.(2007)、特定の小売業者の顧客関係管理の文脈で顧客のチャネル選択の変化を扱った Valentini et al. (2011)、Chang & Zhang (2016)、猪狩・星野(2016)など非常に限定されている。これに対して、本研究では市場の全ての小売業者、頻繁に購入される日用消費財の消費者の全ての購買を対象としており、対象範囲の一般化を図る。この範囲設定で消費者のチャネル利用を経時的に捉えた研究は、筆者が調べる限り、実行動データに基づくものとしては存在せず、本研究の新規性である。

日本の日用消費財市場における消費者特性の理解



4章. マルチチャネル・マルチメディア環境下での消費者セグメンテーション

図 2.5 課題に対する方略

第3章 自己申告型調査と行動ログの乖離

マーケティングのデジタル化の背景には、多くの消費者にスマートフォンや PC といったデジタルデバイスの普及が進み、さらにその利用行動を捉えることが可能な実行データをはじめとしたデータ収集環境が整備されてきたことが関係する。従来からデータ収集が進んでいた購買やテレビの実行データについては、そのデータの性質に関する学術的研究の蓄積がされている。2.4.2 節で触れたように、調査品質研究の文脈では実行データと質問調査で収集した回答結果の間に発生する乖離の程度や要因について論じる目的の研究が一分野として確立されている。例えば、購買データでは Zhen et al. (2009)や Einav et al. (2010)、テレビデータでは Prior (2009)や Wonneberger & Irazoqui (2016)といった研究が挙げられる。しかしながら、スマートフォンや PC は実行データ収集の歴史が浅いがゆえに、十分な学術的知見が蓄積されていない。そこで本章では、スマートフォンの利用行動を対象に、その利用時間における行動ログデータと調査回答の乖離について考察する。

ただし、本研究は論文全体を通して行動ログに基づく新しい研究を志向するものの、質問調査の利用価値を毀損する立場ではないことに触れておきたい。行動ログは必ずしも全ての研究者や実務家が利用できるわけではなく、安価に実施が可能な質問調査の利用価値は今後も残り続けると本研究では考えている。それゆえ、正しく質問調査を実施していくことも重要であり、行動ログと調査回答に乖離が生じるならば、その乖離を埋めていく方法についても本章では言及したい。

3.1 背景と目的

3.1.1 背景

メディア利用行動の把握を目的とした自己申告型調査は毎年多くの企業や研究機関で実施されている。その結果はマーケティングや社会学、政治学、教育学など幅広い分野で活用されている。その一方で、昨今では自動収集された行動ログの活用にも関心が高まっている。メディア分野の行動ログはそのデータ収集源によりいくつかのタイプが存在する。国連欧州経済委員会(UNECE, 2014)の分類によれば、それらには(1)ソーシャルネットワーク型情報 (e.g. Facebook, Twitter), (2)ビジネスシステム情報 (e.g. EC サイト, CM 出稿情報), (3) IOT 情報 (Internet of Things, e.g. 端末ログ, センサー, 位置情報)がある。行動ログは様々な研究分野での活用が今後大いに期待される。

しかしながら、調査目的によっては対象データの選択とその解釈に注意が必要である。例えば、「日本国民のメディア利用実態を個人属性別に把握する」といった対象者の識別性や網羅性が求められる目的の下では、コントロールされずに収集された行動ログは適していない (Batini & Scannapieco, 2016)。Boyd & Crawford (2012)は Twitter の例を挙げ、その結果は「全ての人の行動ではなく、Twitter 利用者の行動であること」、「個人が特定されていないこと(一人が複数アカウントを持つ場合がある)」、「いくつかのアカウントは人ではなく“ボット”であ

ること」を理解して使う必要があることを警告している。

こうした中、伝統的な調査法の拡張として、調査パネルモニターの端末ログを管理された形で収集する取り組みが、調査会社を中心に直近5年で進んできた。日本国内ではインテージの「i-SSP」、Nielsen の「Netview」、ビデオリサーチの「VR CUBIC」などが該当する。これらのパネルデータでは対象者の情報が識別されており、データ収集の品質管理が行われている。スマートフォンや PC のオペレーション・システムはアップデートが頻繁に繰り返される。システム環境が変化した場合にも適切にデータが収集されていることを事業者は日々の運用上管理している。その一方で、調査パネルの端末ログ収集には運用の人件費やデータを蓄積し続けるサーバー費など、莫大なコストがかかっている。そのため、必ずしも全ての事業者がこのような調査法を実施できるわけではない。また、こうしたデータを研究に利用するには費用がかかり、全ての研究者が自由に使える状況ではない。

それゆえ、より安価に実施できる自己申告型調査の需要は今後も一定程度残り続けることが想定される。しかしながら、毎年多くの調査が実施されている一方で、調査の回答が実際の行動とどれだけ乖離しているかについて言及されることはあまり多くない。利用者は自分自身の行動に常に気をはらっているわけではないため(Krugman & Hartley, 1970; Zukin & Snyder, 1984)、自己申告型調査の回答には実際の行動との乖離が生じることが知られている(Dutka & Frankel, 1997)。こうした背景を受け、本研究では昨今登場した調査パネルの行動ログと自己申告型調査の結果を比較することで、乖離の構造を明らかにすることを試みる。その上で、その乖離を制御するための示唆を提示する。

3.1.2 課題

自己申告型調査の回答精度は重要な研究対象として様々な分野で研究の蓄積がされている。メディア分野においても同様にいくつかの側面から研究がされている。例えば、Price (1993) は回答期間に着目し、マスメディア利用の聴取における「典型的な週」と「過去1週間」を比較し、より具体的かつ最近の期間を聴取した方の回答結果が低くなりやすい傾向を示唆した。また、Romantan, Hornik, Price, Cappella & Viswanath (2008)は、聴取するコンテンツの粒度に着目し、メディア利用全体を聴取する場合に比べ、特定コンテンツを聴取する方が想起されやすいことを示唆している。これらのほか、調査方法間での回答傾向の違いを比較した研究もある。Heerwegh (2009)は面接調査とオンライン調査を同一個人に対して実施した。その結果、回答内容は大きく変わらないものの、非回答の割合および「わからない(Don't Know; D.K.)」と答える割合に関してオンライン調査の方が高くなることを示唆した。

こうした中で近年進みつつあるのが、行動ログと自己申告型調査の違いを比較した研究である。比較対象に行動ログを用いるのは対象者に行動の想起をさせる必要がない点において優れているためである(Webster, Phalen & Lichty, 2006)。TV を対象にした研究では Nielsen 社の「ピープルメーター」で収集された行動ログを用いたものがある(Prior, 2009; Wonneberger & Irazoqui, 2016)。また、PC (Scharkow, 2016)、携帯電話(Boase & Ling, 2013; Abeelee et al., 2013)、スマートフォン(Kobayashi & Boase, 2012)を対象にした同種の研究が行われている。

これらの研究では共通したアプローチが用いられている。第1の方略は、自己申告型調査が行動ログに対してどの程度過大または過小に申告されているか、その乖離の程度を知るこ

とである。第2の方略は、乖離に個人ごとの差異を想定し、乖離の程度を個人属性などの要因で説明するものである。それ以外にも、聴取する指標(利用頻度や時間)による違い(Abeele et al., 2013; Wonneberger & Irazoqui, 2016)や回答形式(選択型や自由記述)による違い(Boase & Ling, 2013)を捉えた研究が存在する。

その一方で、これらの先行研究は指標や回答形式による行動ログとの乖離に着目しているものの、聴取方法を工夫した場合にログとの乖離をどれだけ抑えられるかという観点は論じていない。調査を行う場合、質問内容を回答者が想起しやすい状況を作ることによって精度を改善することが可能であると考えられる(Schwarz & Oyserman, 2001)。実際に調査票を作成する実務現場の状況を省みると、取得したい指標や回答形式 (e.g. 単回答, 複数回答, 自由回答)は関係者の要望に応じて必ずしも柔軟に変更しうるものではない。それに比べて聴取方法の工夫は変更しやすく、その観点での精度改善を図ることは実務上有用である。

加えて、昨今のメディア利用状況を見ると、スマートフォンの普及が急速に進んでいる。総務省(2016)の通信利用動向調査によれば、2015 年末に保有率は 72%となり、利用者は拡大し続けている。それに伴い、企業や研究機関が利用実態を調査する事例も増えている。しかし、スマートフォンを対象とした同様の研究は Kobayashi & Boase (2012)といった一部の事例があるものの、研究の蓄積は少ない。特に日本でかつ大規模にスマートフォンの自己申告型調査と行動ログの乖離を調べた研究はこれまで行われていない。

そこで本研究では個人のスマートフォン利用時間を対象として、次の3つの観点から分析を試みる。

- (1) 自己申告型調査と行動ログの間にはどの程度の乖離が発生しているか
- (2) 乖離を低減するために、聴取方法の工夫は有効であるか
- (3) 乖離の程度を個人属性からどのように説明できるか

3.2 先行研究

3.2.1 自己申告型調査と行動ログの乖離を扱った研究における課題

本節では自己申告型調査と行動ログの乖離を扱った研究を対象として、3つの観点から課題を整理する。

第1の観点は分析データの粒度である。初期の研究として Prior (2009)は集計値レベルでの比較を行った。彼の研究ではTVのニュース視聴人数を指標として、Nielsen社の「ピープルメーター」による行動ログと国立アネンバーグ選挙調査(NAES)の自己申告型調査を比較している。その結果、日別の視聴人数の増減傾向は概ね近くなるものの、絶対値で見ると、自己申告型調査の結果は行動ログの結果の約3倍以上も過大に申告されることを示した。一方で、この研究で用いられた集計値レベルの比較では、その結果が回答集団の違いに影響されているのか、それとも調査方法の違いに影響されているのかが正確に分離されない(星野, 2009)。そのため、近年では回答集団の違いによる影響をコントロールすることが可能な、同一個人

レベルでの比較が主流となっている。

第2の観点は指標である。Wonneberger & Irazoqui (2016)はPrior (2009)の研究を同一個人レベルに拡張した上で、TV視聴全体の「頻度」と「時間」という2つの指標における実証分析を行った。その結果、頻度ではPrior (2009)と同様に過大申告傾向が確認されたが、一方で、時間では過小申告傾向になることを示した。また、Abeele et al. (2013)は携帯電話の通話における頻度と時間を比較した。その結果、いずれの指標においても過大申告傾向になることを示し、頻度の方が時間に比べて実際の利用との相関が高いことを示した。このように研究の中には過大申告の傾向を報告するものがあるものの、指標によっては過小申告の傾向が報告される場合もある。また、時間を聴取する場合、その正確性をどのように向上させるかは課題として残されている。

第3の観点は回答形式である。Boase & Ling (2013)は携帯電話の通話およびSMSの利用頻度について、カテゴリを選択させる質問と連続的な数値を自由記述させる質問とで比較を行った。彼らは実際の行動を予測する回帰手法を提案し、カテゴリを選択させる質問の方が精度に優れることを示した。その理由として、数値自由記述の質問では、回答のレンジが広く、実際の行動よりも大きく乖離する人が一定数存在することを挙げている。

ここまでの整理でわかるように、メディア利用の「時間」を「数値自由記述」させる自己申告型調査には精度上の課題が残っているため、本研究ではこの改善を試みたい。こうした調査をより難しくしているのは、回答者が自身のメディア利用行動を想起しにくいことが関係していると考えられる。特に、スマートフォンはTVやPCといった他メディアに比べて、いつでもどこでも利用できることからより難しくなる。例えばTVであれば、在宅時間から自身の利用を類推することも可能である。しかし、スマートフォンは通勤・通学中に利用することもあれば、すきま時間に少しだけ利用することもあるだろう。就寝前に利用していたらつい長時間利用していたということも考えられる。

そこで本研究では、先行研究で扱われた指標や回答形式以外の観点で自己申告型調査の精度を改善するために、聴取方法の工夫を試みる。特に、時間的・空間的に回答者に想起を促すことに着目する。こうした観点の聴取方法として、ライフイベント調査の研究文脈で発展してきたEvent History Calendarと呼ばれる手法がある(Belli, 1998; Schwarz & Oyserman, 2001; Glasner, van der Vaart & Dijkstra, 2015)。この方法は一週間を曜日・時間帯ごとのカレンダー形式に区分し、そこに出来事を書かせていくというものである。これにより重要な出来事以外の細かい出来事まで回答者が想起しやすい状況を作り出している。この方法はライフイベントなどの長期的な出来事だけでなく、一週間の行動などの短期的な出来事の聴取にも適用が可能とされている(Schwarz & Oyserman, 2001)。本研究の関心は、スマートフォンの利用時間を数値自由記述させる質問聴取にあるため、直接的にその方法を用いることは難しい。しかし、その要素として(1)日常的な細かい出来事を想起させる助成を行うこと(以後、「想起助成」と呼ぶ)(2)利用時間を一括りにではなく、時間帯に分けて聴くことには応用の可能性があると考ええる。

以上を踏まえて、本研究ではスマートフォンの利用時間を数値自由記述させる調査に対して、想起助成および時間帯に区分した設問といった聴取方法の工夫を行うことにより、行動ログと自己申告型調査の間に発生する乖離を低減していくことを目指していく。

ここで、スマートフォンを対象とした研究事例であるKobayashi & Boase (2012)との違いに

についても触れておく。彼らの研究はスマートフォンのコンテンツである通話、SMS、Gmailの利用頻度を対象に自己申告型調査と行動ログの乖離を把握したもので、本研究のように自己申告型調査の聴取方法に焦点をあてた研究ではない。また、彼らの研究は2011年3月の日本の利用者に対して行われているが、前述の総務省の調査によれば、当時のスマートフォン利用率は29.3%と低く、現在の普及状況とは異なっている。これらの理由から本研究を実施する意義があると考えられる。

3.2.2 乖離に影響する個人差

先行研究では自己申告型調査と行動ログの間に乖離が存在することを明らかにした上で、その原因となる個人属性の違いを特定している。個人属性には性別、年齢、学歴、世帯年収、未婚、職業、余暇時間(在宅時間やメディア消費に自由に使える時間)などが用いられている。影響する個人属性は研究対象によって異なっているものの、そのアプローチは一貫しており、乖離を目的変数、個人属性を説明変数とした回帰手法が用いられている。個人属性がよく用いられるのは、調査実務上で入手しやすい変数であり、応用しやすいことが理由として考えられる。そのため、本研究でも同様のアプローチを採用していく。

ここで「乖離」の定義に着目する。先行研究では過大申告/過小申告という定義が用いられている。これは自己申告型調査を主体とするものである。すなわち、「乖離=自己申告型調査の結果－行動ログの結果」となる。この乖離を目的変数として回帰を行う場合、いくつかの方略が考えられる。ひとつは連続値のまま扱う方法である(Wonneberger & Irazoqui, 2016)。通常、乖離は正規分布の形をとる。そのため、過大申告を正、過小申告を負とした正規分布を説明することになる。しかし、このモデルでは乖離が0に近い適正に申告している層を捉えることができないという問題が生じる。そのため、過大申告と過小申告を0を基準に分けて扱う方法(Scharkow, 2016; Abeele et al., 2013; Boase & Ling, 2013)やレンジに区切る方法(Kobayashi & Boase, 2012)が用いられることがある。本研究では適正值からの乖離の程度を把握することを狙いとし、後者の方法を用いる。

また、乖離の変数操作上で発生する系統誤差についても触れておきたい。Abeele et al. (2013)は、携帯電話の利用において「ヘビーユーザーは過小申告しやすい一方で、ライトユーザーは過大申告しやすい」関係を指摘している。Scharkow (2016)も同様の指摘をしている。しかしながら、この傾向は乖離の定義式に基づき「行動ログの結果をひく」という変数操作を行うことに依存している。それゆえ、回帰手法を用いる際には、行動ログを説明変数に置いて系統誤差として扱い、その影響を統制することが望ましいと考えられる。

3.3 分析方法

本研究ではスマートフォンの利用時間を指標として、同一個人に対して自己申告型調査と行動ログを同時期に収集し、両者の乖離について分析する。本節以降では、簡略化のため自己申告型調査の回答結果を「意識」、行動ログの結果を「ログ」と呼ぶ。先行研究と比較した本研究の新規性は、自己申告型調査の聴取方法を工夫し、その効果を検証することにある。

具体的には、意識とログの乖離に影響すると考えられる2つの要因を想定する。第一の要因は想起助成である。本研究ではスマートフォンの利用場面を想起させる質問を利用時間の質問前に実施する。この方法ではまず、ふとした時にスマートフォンを利用するシーンを想起させる選択型質問を行い、次に普段の利用の仕方について自由記述させる。そして、このような想起助成の実施群と非実施群の比較を行う。

第二の要因は、時間帯に対応した区分別聴取である。ここでは、朝から深夜までを順に聴いていくことにより、時間帯毎の利用状況を想起させやすい状況を作り出す(Schwarz & Oyserman, 2001)。具体的には、一日を4つの時間帯に区分し、それぞれにおいて利用時間を聴取した群と一日の利用時間を一括で聴取した群を比較する。

上記二要因から対象者を表1に示す4つの群に分け、次の3つの分析を実施する。

分析 1. 乖離の可視化

意識とログの間には、どの程度の乖離が生じているのかを明らかにする。意識、ログ、意識－ログを指標とした基礎集計および可視化を行う。

分析 2. 想起助成、時間帯別聴取の有効性の検証

想起助成、時間帯別聴取が乖離の低減に対して有効に働くかを検証する。まず、意識－ログを指標として、調査パターン毎の平均絶対誤差(MAE)と平均二乗誤差(MSE)を比較する。次に、その影響を細かく捉えるため、意識－ログを分位点によって過大申告/過小申告を表す層に分け、各層で意識－ログの絶対値を従属変数、想起助成・時間帯別聴取を要因、ログを共変量とした共分散分析(ANCOVA)を行う。ここで、共変量は従属変数、要因の関係を明確するための統制変数とすることを意味している。

分析 3. 乖離の程度に影響する個人属性の把握

従属変数に分位点による層への所属、説明変数に個人属性を用いた多項ロジスティック回帰によって、過大申告/過小申告に対する個人属性の影響度を検証する。個人属性は先行研究を参考に、性別、年齢、職業、教育年数、世帯年収、家族人数、子供有無、余暇時間を対象とする。事前分析として、主効果の検定を行い、有意になった変数をモデルに採用する。

3.4 データ収集

本研究では、2.4.3 節で説明した株式会社インテージのシングルソースパネル (i-SSP) のモバイル(スマートフォン)調査を使用する。このパネルではスマートフォン利用についての行動ログが常時継続的に収集されている。自己申告型調査はこのモニターに対してオンライン調査を付带的に実施することでデータを収集した。調査は2016年12月14日~20日にインテージが運用するオンライン調査システム上で実施した。対象者には調査パターンを無作為に割り付けた。なお、調査は調査実施日から過去半年以上継続してパネルに協力している全員に対して実施している。この結果、割付数 5,832 人、回収数 4,106 人で回収率は 70.4%であった(表 3.1)。このうち、3.4.3 節で述べる外れ値処理を行った 4,090 人を本研究における分析対象者とした。

表 3.1 調査パターン

調査 パターン	想起助成	時間帯別 聴取	割付数	回収数	分析 対象者数
群1	あり	なし	1458	1035	1030
群2	あり	あり	1458	999	995
群3	なし	なし	1458	1017	1013
群4	なし	あり	1458	1055	1052
全体			5832	4106	4090

3.4.1 自己申告型調査の内容

調査では、まず、想起助成を行う対象者に表 3.2 に示す質問 Q1, Q2 を聴取した。Q1 は普段のスマートフォンの利用の仕方に関わる質問で、対象者は 5 件法で回答した(「あてはまる」～「あてはまらない」)。ここでは TV や PC などと比較して、利用できる場所や時間を選ばないスマートフォンのデバイス特性を考慮した想起助成を行っている。Q2 はスマートフォンの利用シーンを想起させる自由記述質問である。ここでは、ふとした時にスマートフォンを利用する細かな出来事を思いっただけ詳細に記述させる方法をとっている。次に、対象者全員に「あなたは直近 1 ヶ月の月曜日から金曜日に、スマートフォンを一日あたり平均すると、何分程度使いましたか」という質問を行った。この質問の回答は、数値入力形式で行った。時間帯別聴取なしの群には一括で一日あたりの分数を回答させ、時間帯別聴取ありの群には 4 つの区分毎に回答させた(「05:00~10:59」「11:00~16:59」「17:00~22:59」「23:00~04:59」)。この区分は i-SSP スマートフォンパネルの過去データにおける時間帯別接触率の分布を考慮して設定している。なお、本研究で聴取する利用時間の対象範囲は「直近 1 ヶ月」の「月曜日から金曜日」としている。最後に、対象者全員に「趣味や買い物、テレビ視聴やネットサーフィンなど、あなたご自身のために過ごせる余暇時間は、どの程度ありますか」と質問し、余暇時間を数値入力形式で回答させた。

表 3.2 想起助成に用いた質問項目

Q1 選択式

あなたの普段のスマートフォンの利用の仕方について教えてください (5件法)

Q1-1. 家にいる時もスマートフォンを手の届く範囲に置いておく

Q1-2. ふとした時にスマートフォンをいじる場合が多い

Q1-3. 頻繁に訪れるアプリ、WEBサイトがある

Q1-4. 仕事の休憩中など細切れの時間でもスマートフォンを使いたい

Q2 自由記述

あなたが普段スマートフォンを利用するシーンを思い浮かべてください

あなたがふとした時にスマートフォンを触っている場面を、思いっただけ詳細にお答えください

3.4.2 行動ログの内容

モニターは自身が利用するスマートフォンに専用アプリケーションをインストールしている。インストール後は、利用したすべてのアプリの状況が自動収集される。i-SSP のスマートフォンアプリデータは前面に表示された操作可能なアクティブな状態(フォアグラウンド)にあるものが識別されている。したがって、バックグラウンドで起動されており、利用者が操作をしていないアプリは対象外となる。利用者の意識と行動ログの比較を行う際、利用者が操作している状態のみが記録されたデータであることは、研究に用いる上で重要である。分析には各個人の自己申告型調査の回答日から直近 1 ヶ月の月曜日から金曜日のログを抽出して使用する。

3.4.3 分析対象者の属性と構成

本研究で用いる属性はインテージがパネルモニターに対して保有しているものを用いる。各変数は、性別(男性を 1 とするダミー変数)、年齢(連続変数)、職業(カテゴリーカル変数、①勤務層:正社員や契約社員などフルタイム就業者、②在宅層:専業主婦や無職、③それ以外)、教育年数(連続変数)、世帯年収(連続変数)、家族人数(連続変数)、子供有無(子供有りを 1 とするダミー変数)である。また、余暇時間は 4.1 節の調査で聴取した連続変数を用いる。

表 3.3 に分析対象者のパターン別サンプルサイズと性年代構成比を示した。無作為割付の結果、調査パターン間の性年代構成比差は全体平均に比べて±1%程度におさまっている。なお、本研究ではログまたは意識が一日あたり平均 720 分以上のサンプルを外れ値として除外している。この結果、分析には 4,090 人を用いている。

表 3.3 パターン別サンプルサイズと性年代構成比

	調査パターン				全体
	群1	群2	群3	群4	
n	1030	995	1013	1052	4090
構成比					
男性10代	1.2%	1.7%	1.0%	1.3%	1.3%
男性20代	6.8%	5.8%	7.5%	6.1%	6.6%
男性30代	12.1%	12.5%	12.5%	11.0%	12.0%
男性40代	14.0%	13.6%	14.1%	13.6%	13.8%
男性50代	11.3%	11.0%	10.6%	11.2%	11.0%
男性60代	5.0%	5.7%	5.4%	5.5%	5.4%
女性10代	2.2%	2.3%	2.5%	1.5%	2.1%
女性20代	12.3%	11.7%	11.5%	11.4%	11.7%
女性30代	12.2%	12.3%	11.5%	12.6%	12.2%
女性40代	12.6%	13.5%	13.5%	15.0%	13.7%
女性50代	7.3%	6.7%	7.2%	7.5%	7.2%
女性60代	3.0%	3.3%	2.7%	3.1%	3.0%
合計	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%

3.5 分析結果

3.5.1 乖離の可視化

表 3.4 に自己申告型調査と行動ログの一日あたり利用分数の基本統計量を示した。本研究では対象者に調査パターンを無作為に割付けたため、行動ログの平均値の群間差はわずかになっていた。行動ログの平均値が最も大きい群 2 と最も小さい群 3 を比較すると、その差は 1.3 分であることが確認された。

表 3.4 基本統計量の比較

調査パターン	自己申告型調査			行動ログ		
	平均値	中央値	標準偏差	平均値	中央値	標準偏差
群1. 想起助成あり×一括	114.0	90.0	104.8	176.6	153.8	118.0
群2. 想起助成あり×時間帯別	146.7	115.0	118.3	177.3	152.0	124.2
群3. 想起助成なし×一括	110.0	70.0	100.4	176.0	150.6	125.3
群4. 想起助成なし×時間帯別	139.8	105.0	118.7	177.2	152.0	121.9

注. 本表における分析対象者は、表 3.1 で示した調査パターンで割付されている。

一方、自己申告型調査の平均値は群 2 (平均値=146.7)、群 4 (平均値=139.8)、群 1 (平均値=114.0)、群 3 (平均値=110.0)の順に大きくなっていた。自己申告型調査の中央値の大小関係は、平均値の大小関係と同じであった。全ての群において中央値は平均値よりも低く、正の歪みをもった分布になっている。また、自己申告型調査よりも行動ログの方が平均値および中央値が大きくなる関係が全ての群で見られた。さらに、群 1 と群 3、および群 2 と群 4 について自己申告型調査の結果を比較すると、どちらの比較でも想起助成ありの場合には、なしの場合に比べて 5 分ほど平均値が高くなっていることがわかる。また、群 1 と群 2、および群 3 と群 4 について自己申告型調査の結果を比較すると、どちらの比較でも時間帯別聴取は一括聴取に比べて 30 分ほど平均値が高くなっていることがわかる。

図 3.1 に乖離(=自己申告型調査の結果－行動ログの結果)の箱ひげ図を示した。以降、この指標を「意識－ログ」と呼ぶ。ログよりも意識が大きくなっている場合が過大申告、小さくなっている場合が過小申告である。この指標の特性を理解するため、図 3.2 に意識－ログのヒストグラム、図 3.3 に横軸をログ、縦軸を意識－ログとしたプロットを示した。図 3.2 を見ると、意識－ログは正規分布に近い対称な分布形をとるが、分布の中心は負の位置にあるため全体として過小申告傾向であることがわかる。分布の基本統計量は平均値＝－49.1、中央値＝－43.8、標準偏差＝123.7、歪度＝0.2、尖度＝2.5 となっていた。これより、平均値で約 50 分の過小申告傾向にあることがわかる。

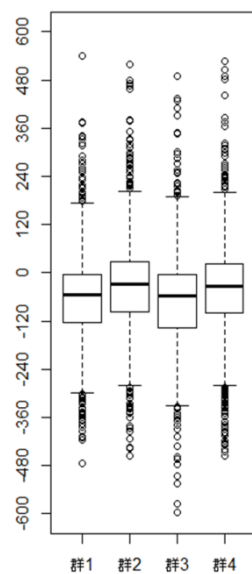


図 3.1 基本統計量の比較意識ーログの箱ひげ図

注. 横軸を表 3.1 で示した調査パターン, 縦軸を意識ーログ(分)とする。

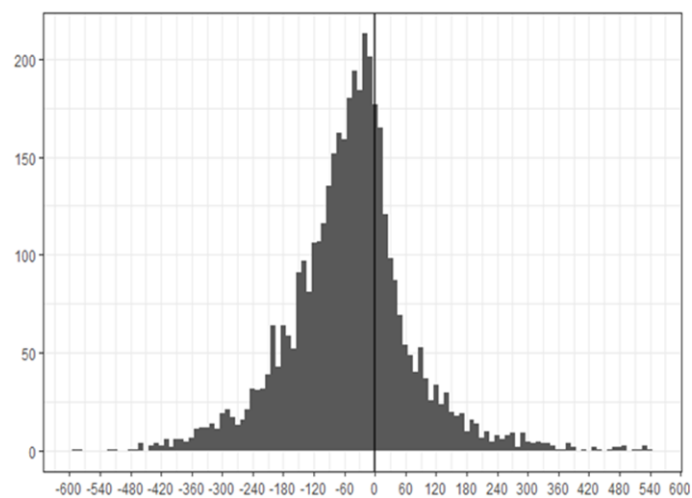


図 3.2 意識ーログのヒストグラム

注. 横軸を意識ーログ(分), 縦軸を人数とする。全サンプル(n=4,090)を対象とする。

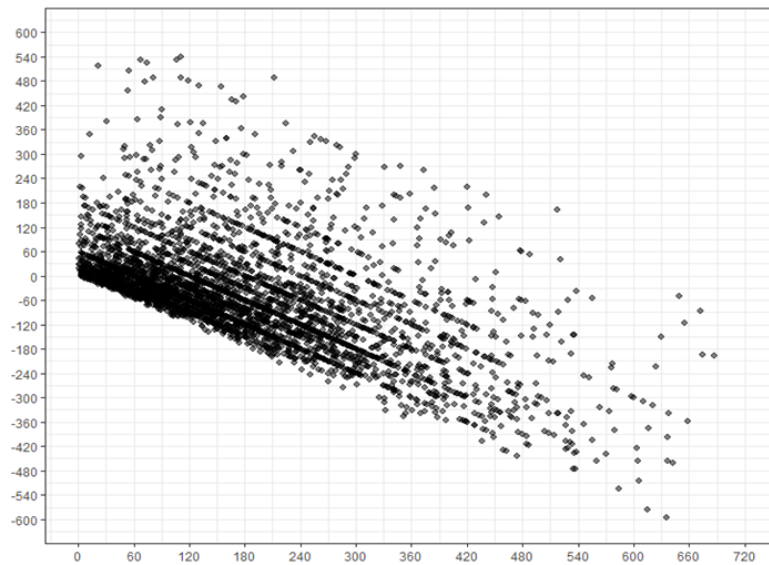


図 3.3 ログと意識ーログのプロット

注. 横軸をログ(分), 縦軸を意識ーログ(分)とする。全サンプル(n=4,090)を対象とする。

また、図 3.3 を見ると、意識ーログとログの間には負の相関関係(相関係数 $= -0.59$)があることがわかる。この関係が 3.2.2 節で触れた系統誤差である。先行研究で述べられている「ライトユーザーほど過大申告しやすく、ヘビーユーザーほど過小申告しやすいこと」(Abeele et al., 2013; Scharkow, 2016)は本研究でも同様に確認された。図の下三角部分にプロットが存在しないのは、意識ーログの指標計算上、「ーログ」の値より小さい値を取り得ないからである。また、3.4.3 節で述べた外れ値処理のために上三角でも同様の領域が存在する。なお、図中に一定の線上のプロットが見られるが、これは自己申告型調査の回答で 60 分/90 分/120 分などの区切りのいい数値を答えた人が多くいるためである。以降ではこの系統誤差を考慮した上で分析を進めた。

3.5.2 想起助成，時間帯別聴取の有効性の検証

表 3.5 に意識ーログの平均絶対誤差(MAE)と平均二乗誤差(MSE)を示した。MAE, MSE 共に群 2 が最小となり、最も乖離が小さいことが示された。次に、過大申告，過小申告に対して、想起助成および時間帯別聴取が与える影響を議論する。全 4,090 人における意識ーログを五分位で分け、過大および過小申告の程度に基づくセグメントを作成した(表 3.6)。その上で各セグメントにおいて、意識ーログの絶対値を従属変数、想起助成有無・時間帯別聴取有無を要因、ログを共変量として、二要因の交互作用項を含んだ共分散分析を行った。ここでログを共変量としているのは、系統誤差を考慮するためである。

表 3.5 意識－ログの MAE, MSE

調査パターン	MAE	MSE
群1. 想起助成あり×一括	97.2	16955.6
群2. 想起助成あり×時間帯別	93.6	16444.8
群3. 想起助成なし×一括	103.4	19518.8
群4. 想起助成なし×時間帯別	95.8	17888.9

注. 本表における分析対象者は, 表 3.1 で示した調査パターンで割付されている。

各セグメントにおける意識－ログの平均値(表 3-6)は, セグメント 1～5 でそれぞれ－218.3 分, －97.7 分, －44.2 分, －1.6 分, 116.0 分であった。セグメント 1～3 は平均値が負の過小申告傾向にあったため, その程度にあわせて過小申告ヘビー層, 過小申告ミドル層, 過小申告ライト層と名付けた。セグメント 4 は平均値が 0 に近いいため適正層と名付けた。セグメント 5 は平均値が正の過大申告傾向にあったため, 過大申告層と名付けた。

表 3.6 五分位によるセグメンテーション結果

		平均値	レンジ	サンプルサイズ
セグメント1	過小申告ヘビー層	-218.3	[min, -135.4)	818
セグメント2	過小申告ミドル層	-97.7	[-135.4, -68.2)	818
セグメント3	過小申告ライト層	-44.2	[-68.2, -22.7)	818
セグメント4	適正層	-1.6	[-22.7, 24.1)	818
セグメント5	過大申告層	116.0	[24.1, max]	818

表 3.7 が共分散分析の結果である。この分析では正に有意の場合は乖離を増やす方向に作用しており, 負に有意の場合は減らす方向に作用していることを意味している。過小申告ミドル層と過小申告ライト層では時間帯別聴取が負に 5%有意, 過小申告ヘビー層と過大申告層では交互作用項が負に 10%有意であった。適正層ではログ以外は有意にならなかった。また, 全てのセグメントにおいて, ログが正に有意であった。なお, この分析ではサブグループ解析をしているが, そのサブグループが従属変数に依存している。そのため, 無作為割り当てとはならないが, グループ毎の傾向を見ることを目的として利用している。

表 3.7 共分散分析の結果

		平方和	自由度	t値	p値
過小申告ヘビー層	ログ(分)	2564778	1	29.938	0.000 ***
	想起助成有無	310	1	0.329	0.742
	時間帯別聴取有無	7110	1	1.576	0.115
	想起助成有無×時間帯別聴取有無	8820	1	-1.756	0.080 *
過小申告ミドル層	ログ(分)	22018	1	7.932	0.000 ***
	想起助成有無	116	1	-0.577	0.564
	時間帯別聴取有無	1410	1	-2.007	0.045 **
	介入有無×時間帯別聴取有無	290	1	0.911	0.363
過小申告ライト層	ログ(分)	6614	1	6.390	0.000 ***
	想起助成有無	112	1	-0.830	0.407
	時間帯別聴取有無	944	1	-2.414	0.016 **
	想起助成有無×時間帯別聴取有無	74	1	0.675	0.500
適正層	ログ(分)	280	1	2.512	0.012 **
	想起助成有無	2	1	-0.198	0.843
	時間帯別聴取有無	5	1	-0.347	0.729
	想起助成有無×時間帯別聴取有無	11	1	0.491	0.624
過大申告層	ログ(分)	110168	1	3.476	0.001 ***
	想起助成有無	2047	1	0.474	0.636
	時間帯別聴取有無	162	1	0.133	0.894
	想起助成有無×時間帯別聴取有無	28942	1	-1.781	0.075 *

*** 1%, ** 5%, *10%

注. 本表における各層の分析対象者数は表 3.6 で示した 818 人である。

本節の結果を踏まえると、MAE、MSE の観点から想起助成と時間帯別聴取を共に行う場合(群 2)が乖離を最も小さくできることが示唆された。さらにサブグループの傾向から以下の 3 点が示唆される。第 1 に、自己申告型調査の回答がログから大きく外れる対象者は、その外れ方が過大であろうと過小であろうと、想起助成と時間帯別聴取を共に行うことが効果的であると示唆された。この傾向が MAE、MSE で群 2 が最小になったことに寄与していると考えられる。第 2 に、自己申告型調査の回答がログよりもやや過小にある人には、時間帯別聴取が効果的であることが示唆された。スマートフォンの利用時間は全体として過小申告傾向にあるが、その理由には無意識的な長時間利用やすきま時間利用、ながら利用などが影響していると推察される。このような場面での利用時間が蓄積することにより、意識による回答との間に乖離が生まれ、過小申告につながると考えられる。こうした場合に依じて、時間帯ごとに利用を想起させることが有効に働くと考えられる。第 3 に、適正層には想起助成・時間帯別聴取が共に有効に働かないことが示唆された。これらの人は、自身の行動についての認識力が高いと推察され、聴取方法の工夫をしなくても実態に近い回答を得ることができると考えられる。

3.5.3 乖離の程度に影響する個人属性の把握

最良案であった群 2(n=995)に対して、過大申告/過小申告に対する個人属性の影響度を検証する目的で、従属変数を乖離で分けた五群への所属とした多項ロジスティック回帰を行った。説明変数には、ログ、年齢、教育年数、世帯年収、家族人数、余暇時間を連続変数、職業(勤務層、在宅層、それ以外)、性別(男性=1)、子供有無(有り=1)をカテゴリカル変数として用いている。説明変数にカテゴリカル変数が含まれていることから、カテゴリカル変数が変数全体として効果があるかを調べるため、主効果の検定を行いモデルに用いる変数を選択した(表 3.8)。ここでは、帰無仮説モデルとして全ての説明変数から該当の一つの説明変数を除いたモデルと、対立仮説モデルとして全ての説明変数を含むモデルを設定し、尤度比検定統計量による検定を行った。その結果、ログ、年齢、余暇時間が 1%水準で有意、性別、職業、教育年数が 5%水準で有意であったため、これらをモデルに採用した。一方、世帯年収、家族人数、子供有無は有意にならなかった。

表 3.9 が多項ロジスティック回帰を行った結果である。ここでは、モデルの識別性のため、「適正層」を基準群としている。また、カテゴリカル変数である職業は、「それ以外」を基準として、「勤務層」、「在宅層」をダミー変数化してモデルに投入した。層ごとに結果をみていくと、まず、過小申告ヘビー層では、「年齢」が正に 1%有意、「余暇時間」が負に 1%有意であった。すなわち、年齢が高く、時間に余裕がないと認識している人ほど、過小申告ヘビー層になりやすいことがわかる。次に、過小申告ミドル層では、「年齢」が正に 5%有意、「職業 勤務層」が正に 10%有意であった。年齢が高く、日中の仕事を持つ人ほど、過小申告ミドル層になりやすいことがわかる。そして、過小申告ライト層は、「性別」が負に 1%有意、「年齢」が正に 5%有意、「職業 勤務層」が正に 1%有意であった。ここでは過小申告ミドル層と同様に、年齢が高く、日中の仕事を持つ人たちの影響が出ていることがわかる。加えて女性ほど過小申告ライト層になりやすいことがわかる。最後に、過大申告層は「職業 勤務層」が正に 1%有意、「性別」が負に 10%有意であった。

表 3.8 主効果の検定結果

	自由度	尤度比検定統計量
ログ	4	515.436 ***
性別(男性=1)	4	12.406 **
年齢	4	32.589 ***
職業	8	18.066 **
教育年数	4	9.756 **
世帯年収	4	6.828
家族人数	4	1.061
子供有無	4	0.938
余暇時間	4	19.927 ***
*** 1%, ** 5%, *10%		

注. 本表における分析対象者数は表 3.1 で示した群 2 にあたる 995 人である。

表 3.9 多項ロジスティック回帰による分析結果

		係数	標準誤差	t値	p値
過小申告 ヘビー層	定数項	-8.627	1.374	-6.277	0.000 ***
	ログ	0.028	0.002	14.702	0.000 ***
	性別(男性=1)	0.155	0.337	0.461	0.645
	年齢	0.043	0.012	3.562	0.000 ***
	職業_勤務層	0.366	0.360	1.017	0.309
	職業_在宅層	-0.483	0.424	-1.139	0.255
	教育年数	0.095	0.083	1.149	0.251
	余暇時間	-0.208	0.067	-3.101	0.002 ***
過小申告 ミドル層	定数項	-3.418	1.026	-3.332	0.001 ***
	ログ	0.016	0.002	10.617	0.000 ***
	性別(男性=1)	-0.247	0.259	-0.952	0.341
	年齢	0.022	0.009	2.351	0.019 **
	職業_勤務層	0.509	0.281	1.813	0.070 *
	職業_在宅層	-0.442	0.339	-1.304	0.192
	教育年数	-0.007	0.064	-0.104	0.917
	余暇時間	-0.018	0.042	-0.444	0.657
過小申告 ライト層	定数項	-2.619	0.996	-2.629	0.009 ***
	ログ	0.008	0.002	5.464	0.000 ***
	性別(男性=1)	-0.751	0.249	-3.018	0.003 ***
	年齢	0.018	0.009	1.981	0.048 **
	職業_勤務層	0.751	0.278	2.705	0.007 ***
	職業_在宅層	0.014	0.319	0.045	0.964
	教育年数	0.039	0.061	0.649	0.516
	余暇時間	0.019	0.036	0.537	0.591
過大申告層	定数項	1.063	0.862	1.234	0.217
	ログ	0.004	0.001	2.878	0.004 ***
	性別(男性=1)	-0.408	0.222	-1.834	0.067 *
	年齢	-0.011	0.008	-1.383	0.167
	職業_勤務層	0.668	0.248	2.691	0.007 ***
	職業_在宅層	0.002	0.292	0.007	0.994
	教育年数	-0.081	0.054	-1.500	0.134
	余暇時間	0.045	0.033	1.374	0.169
Cox & Snell 疑似決定係数		0.444			
Nagelkerke 疑似決定係数		0.463			
McFadden 疑似決定係数		0.184			
*** 1%, ** 5%, *10%					

注. 本表における分析対象者数は表 3.1 で示した群 2 にあたる 995 人である。

本分析における層の区分は全サンプルに対して行った表 3.6 の定義で行われている。

本分析対象者数(995 人)における各層の対象者数は、過少申告ヘビー層 191 人、過少申告ミドル層 199 人、過少申告ライト層 195 人、適正層 209 人、過大申告層 201 人である。

以上の結果は、年齢、性別、職業(フルタイム就業)、余暇時間が、適正層と比べた乖離の程度の把握に有効であることを示している。特に、年齢は強く影響し、過小申告ヘビー層に

近づくにつれて正の大きい係数値をとっている。すなわち、年齢が高いほどスマートフォン利用の過小申告をしやすいことを示唆している。また、過小申告ヘビー層では余暇時間が負に強く影響しており、時間がないと認識している人ほど実際の利用よりも意識を低く答えやすいことがわかる。

一方で、本モデルの Cox & Snell, Nagelkerke, McFadden の疑似決定係数値はそれぞれ 0.444, 0.463, 0.184 という結果であった。本研究では調査実務上で入手しやすい個人属性を用いて説明を試みたが、この結果は乖離の程度に対して個人属性以外の説明変数が関係している可能性を示唆している。いくつかの先行研究では、メディア利用の認知能力に関わる変数や自分をより良く見せようとする社会的望ましさ(Social Desirability)によるバイアスが関係することが予想されている(Scharkow, 2016; Boase & Ling, 2013; Kobayashi & Boase, 2012)。乖離の程度に対してこうした観点を実証した研究は筆者の知り得る限りほとんど行われておらず、今後の課題になりうるだろう。

3.6 結論

本研究は自己申告型調査と行動ログの乖離の程度を捉えた数少ない研究事例である。特に、日本でかつ大規模にスマートフォン利用に発生する乖離を捉えた研究としては、本研究が初めての試みとなる。本章の結果に基づけば、昨今のデジタルマーケティングにおいて DMP や DSP などで行動ログに基づいてターゲットを選定し、その人たちの行動の量的な値に基づいて施策検討する場合には、実行動を反映する行動ログを用いて分析をする方が望ましいと示唆できる。しかしながら、行動ログの利用には金銭的な負荷も伴うため、全ての企業が実務において利用できるわけではない。こうしたときの代替策として、本研究では調査回答を行動ログに近づけていくためには、想起助成と時間帯別聴取という聴取方法の工夫が有効であることを示した。

本研究の知見を 3 つの観点から整理する。

第 1 は、自己申告型調査と行動ログの間に発生する乖離の程度である。本研究ではスマートフォンの利用時間は全体として過小申告傾向にあることを示した。過小申告の程度は平均値で見て約 50 分であった。また、「ライトユーザーほど過大申告しやすく、ヘビーユーザーほど過小申告しやすいこと」(Abeele et al., 2013; Scharkow, 2016)を示す系統誤差は本研究でも同様に確認された。

第 2 は、乖離の低減に対する聴取方法の工夫の有効性である。数値自由記述型のスマートフォン利用時間の自己申告型調査において、想起助成と時間帯別聴取を行った場合、その乖離を低減できることを示唆した。これは先行研究で「利用時間は利用頻度よりも実際の利用と乖離しやすいこと」(Abeele et al., 2013)および「数値自由記述はカテゴリ選択質問よりも乖離しやすいこと」(Boase & Ling, 2013)が指摘されてきた中で、聴取が難しいとされた「利用時間を数値自由記述させるケース」における有効な改善である。

第 3 は、乖離に影響する個人属性である。乖離の程度には個人差があることを想定し、個人属性を用いた説明を試みた。分析の結果、年齢、性別、職業(フルタイム就業)、余暇時間が影響していることを示した。特に、年齢は強く影響し、年齢が高いほどスマートフォン利

用の過小申告をしやすいことを示唆した。また、余暇時間が少なく時間がないと認識している人ほど実際の利用よりも意識を低く答えやすいことを示唆した。

最後に今後の課題を挙げる。まず本研究で用いた想起助成および時間帯別聴取の操作方法について改善を検討する必要がある。乖離が過小申告傾向にあった本研究の結果をふまえると、回答者が意識せずにスマートフォンを利用している状況を想起させることが必要だと考えられる。例えば、移動中や休憩中のすきま時間での利用、テレビを見ながらの利用、ゲームや SNS などの長時間利用が過小申告を誘発する理由として考えられる。こうした特性をふまえた想起助成の改善では、いくつかの具体的なシーンを設定して視覚的に表現し、そのシーンでの思考を捉えるプロセス・シミュレーション(竹内・星野, 2017)を行うことなどが考えられる。また、時間帯別聴取の区分をどのように設定するかといった点にも検討の余地がある。

また、乖離の程度に寄与する個人属性以外の要因を特定していくことも課題になる。この点に関してはいくつかの要因が考えられる。一つは、個人のメディア利用の仕方やその認知能力である。先の課題と関係し、特定の利用シーンと乖離の関係を明らかにすることが必要であろう。また、社会的望ましさによるバイアスも関係すると考えられる。本研究では過小申告者が多い結果であったが、あまりに多くスマートフォンを利用している事実を回答することに対する抵抗感を持った人がいることが想定される。さらには、オンライン調査回答時にモニターが注意深く質問に答えない行動に関する傾向(Satisfice 傾向)を捉えていくことなども考えられるだろう(三浦・小林, 2015)。

さらに、行動ログから得た事実と自己申告型調査で得た認識的事実を外的な基準に照らして評価することも重要である。例えば、「メディア接触と投票行動」といった研究を行う場合に、投票結果に対して寄与するのはログ的事実なのか、それとも調査で得た認識的事実なのかを識別することが研究課題として考えられる。本研究では乖離を近づけるという立場をとって研究を行ったが、その操作を行ったほうが良い場合とそうでない場合を明らかにすることが求められるだろう。こうした知見が蓄積されれば、研究者が自身のテーマに用いるデータや調査法を選択する際の助けになることが期待される。

以上が行動ログと質問調査の間に発生する乖離に関する知見である。本章の結果は調査品質研究において、これまで議論されていなかったスマートフォンの行動ログに関する特性を補完する位置づけを持っている。このような性質を踏まえ、以降では実行動をベースにしながら、本研究の主題であるマルチチャネル・マルチメディア環境下での消費者理解の研究に活用していく。

第4章 マルチチャネル・マルチメディア環境下での消費者セグメンテーション

本章では「現状どのような人がマルチチャネル購買をしているのか」を把握する目的で、マルチチャネル・マルチメディア環境下での消費者行動を横断面データによって捉える消費者セグメンテーションによるアプローチを提案する。

4.1 背景と目的

第2章において、マルチチャネル・マルチメディア環境下における多くの企業にとっての重要な課題は、購買チャネルとコミュニケーション・チャネルを統合し、シナジー効果を創出することにあると述べた。このような状況下で企業がチャネル戦略を設計するためには、消費者セグメンテーションが効果的である(Neslin et al., 2006)。これまでマルチチャネル環境下での消費者の購買チャネル利用を捉えた研究は数多く行われている(e.g., Kushwaha & Shankar, 2013; Chintagunta et al., 2012; Gensler et al., 2012; Valentini et al., 2011; Ansari et al., 2008; Thomas & Sullivan, 2005)。さらに、近年では必ずしも消費者の購買時のチャネル利用にだけ焦点をあててではなく、購買前の情報接触といった購買段階を考慮した研究が進められている。Konus et al. (2008)は情報接触時・購買時のチャネル利用態度をチャネル利用のふさわしさ(appropriateness)で識別した上で消費者をセグメンテーションし、そのセグメントを心理属性、デモグラフィック属性から説明する潜在クラスクラスタ分析(Latent Class Cluster Analysis, Vermunt & Magidson, 2002)のフレームワークを提案している。Konus et al. (2008)のフレームワークは、その後、多くの研究において援用が進んでいる(Wang et al., 2014; Keyser et al., 2015; Sands et al., 2016)。例えば、Sands et al. (2016)ではチャネル利用に加え、モバイルとソーシャルメディアの影響を考慮し、コミュニケーション・チャネルを精緻化する形でKonus et al. (2008)のフレームワークを拡張している。

しかしながら、これらの研究は分析結果が質問調査に基づいていることに制約が残っており、消費者のチャネル利用を実行動データに基づいて捉えていく必要があると本研究では考える。Konus et al. (2008)はチャネル利用のふさわしさ(appropriateness)によって消費者のチャネル利用態度を識別しているが、Sands et al. (2016)はチャネル利用の重要性(importance)の方が消費者の実行動を予測するのに適切であるとしてKonus et al. (2008)のチャネル利用の聴取方法を批判し、改善を行っている。ただし、このSands et al. (2016)の聴取方法もチャネル利用の「態度」を扱ったものである。マーケティング研究では「態度」は「実行動」を引き起こす先行変数とされており、実行動を捉えていくことは一つの重要な観点になっている(Barry, 1987; Solomon, 2001; 田中, 2008)。また、第3章で議論したように、仮に実行動を質問調査で聴取しようとしても、その調査回答と実際の行動の間には乖離が存在する。マルチチャネルでのセグメンテーション研究においても、質問調査が抱える方法論的バイアスへの問題意識が指摘され、実行動データに基づく追加検証の必要性が将来課題として挙げられている(Konus et al., 2008; Wang et al., 2014)。また、実行動データを用いて消費者を捉えるこ

とは、マーケティングのデジタル化が進む昨今のビジネス環境に鑑みても重要な課題である。前章までで本研究の立場として述べてきたように、直近、企業のマーケティング活動が行動ログデータの普及によって劇的な変化を遂げている。行動ログデータは収集特性上、マーケティング・オートメーションといった直接的、即時的、継続的なデジタルマーケティング施策に適しており、その活用による施策立案が多くの企業に望まれている(Jarvinen & Taiminen, 2016)。

こうした中で、本研究ではマルチチャネルでの消費者セグメンテーション法を以下の2つの観点から改良することを目指していく。第1は消費者を実行動データに基づいてセグメンテーションすることにより、デジタル時代において企業が施策につなげやすい「アクションナブル」なセグメントを構築していくこと、第2は単に実行動を捉えるだけでなく、質問調査を組み合わせることによって、消費者の実行動の背後にある心理的な消費者特性を理解していくことである。従来、多くの研究では、質問調査データは消費者のチャネルへの知覚や選好、態度を捉えるために活用され、消費者パネルデータなどの実行動データは消費者の行動を捉えるために活用されてきた。言い換えると、異なる種類のデータはそれぞれ別個に研究されてきた。これに対して、本研究は実行動パターンとその行動の背後にある消費者の知覚や選好を統合して解釈していくことを狙いとする。

以上を踏まえ、本研究では購買段階を考慮したマルチチャネルでのセグメンテーションの先行研究を踏襲した上で、実行動データと調査データを含むシングルソースパネルデータを用いることによって、それらを拡張することを目指していく。具体的に、本研究では2つの購買チャネル(実店舗およびオンライン)、3つのメディア接点(モバイル、PC、ソーシャルメディア)における消費者の利用行動を捉え、そこに影響する消費者の心理属性、デモグラフィック属性を評価していく。これにより、本研究では以下の3つを課題として設定し、議論していく。第1に、本研究全体の課題1と関連して、現状どのような人がマルチチャネル購買をしているのかという点を明らかにすることである。そして、第2として、本研究が志向する、実行動データに基づくセグメンテーションは先行研究の知見とどのように整合しうるかを検証することである。さらに、第3として、実務的応用の視点で、本研究全体の課題3と関連し、購買チャネルと情報接触デバイス間でシナジーを導くマルチデバイス戦略を提言することである。

4.2 先行研究

本節では、マルチチャネル環境下における消費者行動とそのセグメンテーション研究を具体的にレビューした上で、本研究の課題を特定する。

4.2.1 消費者セグメンテーション研究

2.2節で述べているとおり、マルチチャネルでの消費者行動には様々な要因が関係している。それらの要因に着目し、消費者のセグメンテーションを行った研究がこれまでに多く行われてきた。表4.1にそれらを具体的に整理した。実店舗チャネルを扱った研究として、Gupta &

Chintagunta (1994)は潜在クラスクラスタ分析のスキームを提案した。このスキームではセグメンテーションとそのセグメント所属に対するデモグラフィック変数の影響を評価している。Bhatnagar & Ghose (2004)はオンライン購買者のセグメンテーションを行った。彼らの研究ではオンライン購買にあたって消費者は情報セキュリティやベンダーの信頼性といった知覚ロスに関係する WEB 属性を懸念していることが示唆されている。このような観点の検証は、オンライン購買が登場した初期の研究においてよく行われている。Gupta & Chintagunta (1994)や Bhatnagar & Ghose (2004)はシングルチャネルの文脈での消費者セグメンテーションを行った研究として位置付けられる。

一方、マルチチャネルの文脈でみると、多くの研究では消費者が利用するチャネル数に基づいてセグメンテーションが行なわれている。例えば、実店舗のみを利用する消費者(シングルチャネル)と実店舗とオンラインの双方を利用する消費者(マルチチャネル)を比較するといったものである。Thomas & Sullivan (2005) はある小売業の3つのチャネル(実店舗、オンライン、カタログ)を分析し、2つの消費者セグメント(カタログセグメントと実店舗セグメント)を特定している。消費者が利用するチャネル数に基づく区分はその解釈の容易さゆえに、セグメンテーション研究だけでなく、チャネル選択を扱う研究全般で用いられることが多い(e.g., Kushwaha & Shankar, 2013)。

表 4.1 消費者セグメンテーションのタイプ

	マルチチャネル	購買段階	マルチデバイス/メディア	個人差		データタイプ
				心理属性	デモグラフィック属性	
Gupta & Chintagunta (1994)	実店舗	—	—	—	✓	実行動データ (購買スキャンパネル)
Bhatnagar & Ghose (2004)	オンライン	—	—	✓	—	質問調査データ 実行動データ
Thomas & Sullivan (2005)	マルチチャネル	—	—	—	—	(小売業顧客データ)
Konus et al. (2008)	マルチチャネル	情報接触・購買	—	✓	✓	質問調査データ
Wang et al. (2014)	マルチチャネル	情報接触・購買	—	✓	✓	質問調査データ
Keyser et al. (2015)	マルチチャネル	情報接触・購買・購買後	—	✓	✓	質問調査データ
Sands et al. (2016)	マルチチャネル	情報接触・購買・購買後	インターネット, モバイル, ソーシャルメディア	✓	✓	質問調査データ
本研究	マルチチャネル	情報接触・購買	PC, モバイル, ソーシャルメディア	✓	✓	実行動データ (購買スキャンパネル, メディア行動ログ, 質問調査データ)

しかしながら、単純に消費者が利用するチャネル数だけで、チャネル利用の個人差を捉えられているとは言い難い。Konus et al. (2008)は購買段階を考慮したセグメンテーション・スキームを確立していく必要があることを主張している。彼らは情報接触と購買段階におけるチャネル利用のふさわしさ(appropriateness)を質問調査で聴取し、チャネル利用態度に基づき潜在クラスクラスタ分析を用いて消費者をセグメンテーションし、心理属性とデモグラフィック属性によってそのセグメントを説明している。その結果、「マルチチャネル愛好家」、「無関心購買者」、「実店舗重視者」という3つのセグメントを提案している。彼らは各セグメントの消費者特性について次のように示唆している。まず、マルチチャネル愛好家は新商品・未経験品を積極的に試す性向を有している。逆に、実店舗重視者はブランドや店舗を繰り返し利用する性向を有している。また、マルチチャネル愛好家は買い物の楽しさが得られる体

験を他の2セグメントよりも求める傾向にあるが、無関心購買者はそうした経験を求めないと示唆している。

Konus et al. (2008)のスキームはその後、いくつもの研究で援用され、マルチチャネルでの消費者セグメンテーション法における一つのユニバーサル・スキームになっている(Wang et al., 2014; Keyser et al., 2015; Sands et al., 2016)。彼らの研究では、心理属性として Ailawadi et al. (2001)の変数操作を参考にしながら次に示す6つの概念と操作を与えており、本節では具体的に説明する。

(1) Innovativeness: 本研究では「新商品・未経験品のトライアル性向」と称する。

“Innovativeness”として、Konus et al. (2008)は Ailawadi et al. (2001)の操作定義に基づき、「新商品を試す」「未経験品を試す」「異なる商品を使い分ける」「繰り返し同じ商品を使い続けることに飽きる」という消費者性向を意図して操作している。この操作の原典は Midgley & Dowling (1978; *Journal of Consumer Research*; 表題 *Innovativeness: The concept and its measurement*)であり、彼らが定義している、「新しい、あるいは、異なる商品を試し、新しい経験を探そうとする傾向」という概念に基づいている。これらの出典に限らず、広くマーケティング研究の文脈で捉えるならば、消費者の“Innovative”な性質を新商品の採用しやすさとして語る場合が往々にしてある(e.g., 小川, 2005)。このように語られる背景には、Everett Rogers のイノベーター理論が多くマーケティング研究で援用されていることと関係すると本研究では考える(Rogers, 1962; Rogers & 三藤(邦訳), 2007)。イノベーター理論では、新商品の採用をする順番の早い順に「イノベーター」、「アーリーアダプター」、「アーリーマジョリティ」、「レイトマジョリティ」、「ラガード」の5つに消費者を類型している。また、別の観点として、マーケティング研究では消費者の購買行動を捉える際に、新商品や未経験品を試すトライアル行動、そして、その後繰り返し購買を行うリピート行動という2つの特徴的消費者行動を対比して用いる場合がある(e.g., 中村, 2003)。

本研究では変数操作の内容をより重視し、さらに、次に挙げる心理属性である Konus et al. (2008)が“Brand/Store Loyalty Loyalty”と称した概念が「リピート行動」を意図していることから、トライアル・リピートの軸で捉えていくことが適切であると考え、Konus et al. (2008)の操作した“Innovativeness”の概念を、「新商品・未経験品のトライアル性向」と称し、以後扱っていく。

(2) Brand/Store Loyalty: 本研究では「ブランド・店舗のリピート性向」と称する。

“Brand/Store Loyalty”として、Konus et al. (2008)は、「購買決定時のブランドの重要性」、「同じブランドを買い続けること」、「購買時の場所・店舗の重要性」「同じ方法で買い物し続けること」という消費者性向を意図した操作が行われている。これらは、先行研究として Ailawadi et al. (2001)における心理属性操作や Klempeler (1995)がブランド・スイッチング行動の枠組みの中で定義した変数操作に基づいている。一般的に、ブランドと店舗の“Loyalty”は分けて語られる場合も多いが、Konus et al. (2008)はブランドおよび店舗を区別せず扱っている。

一方で、“Loyalty”の概念は、マーケティング研究の文脈では研究によって様々な意味合いを持つことがある。“Loyalty”は本来「忠誠」という意味を持ち、消費者のブランドや店舗への忠誠を表す概念であるが、高橋(2010)によれば、長年マーケティング研究では購買行動の

結果として捉えられてきた経緯がある。この解釈として、青木(2004)は、“Loyalty”の概念が「購買努力を削減し、意思決定を単純化する消費者ニーズも含んでいる」ことを指摘している。しかし、近年では行動の結果(行動ロイヤリティ)に加えて、商品への愛情・信念・態度といった心理的結びつきを併せ持つ「真のブランド・ロイヤリティ」といった捉え方もされるようになってきた(Oliver, 1999; 青木, 2004)。

本研究では変数操作の内容および先に挙げたトライアル性向との対比を意識して、“Loyalty”という広義の概念を用いるのではなく、この概念を「ブランド・店舗のリピート性向」と称する。

(3) Motivation to Conform: 本研究では「他者受容」と称する。

この変数は Ailawadi et al. (2001)や Chandon et al. (2000)にて「購買決定を行う際に、他者からの同意をどの程度必要とするか」という消費者性向として表されている概念である。具体的な項目としては、「人に批判されることを嫌がること」、「人に受け入れられる重要性」、「あまり考えずに問題解決をしたいこと」として操作される。このような概念を用いてチャネル利用行動に捉えていく上で、関連する研究として、Verhoef et al. (2007)では消費者のチャネル利用は自分と関係性の強い社会的集団(e.g., 家族, 地域, 同僚など)の影響を受け、それらの人たちと同様のチャネルを利用する傾向にあることを示唆している。本研究ではこの概念を「他者受容」と称する。

(4) Shopping Enjoyment: 本研究では「買い物の楽しさ」と称する。

消費者は買い物によってエンターテインメント性や感情的なベネフィットを享受できる(Babin et al., 1994)。買い物によって喜びや興奮を得ようとする消費者の性質はチャネル利用にも関係する。Nicholson, Clarke & Blakemore (2002)は友達と一緒に買い物をするといった社会的な体験を重視する性向がチャネル利用に影響を与えることを示している。また、Verhoef et al. (2007)は情報探索や購買をする中で楽しみを得ようと工夫する人ほど、マルチチャネルの利用傾向があることを示唆している。

Konus et al. (2008)や Ailawadi et al. (2001)ではこの概念を「買い物が好きであるか」、「じっくりと買い物をしたいか」という操作によって表している。本研究ではこの概念を「買い物の楽しさ」と称する。

(5) Time Pressure: 本研究では「多忙感」と称する。

この変数は消費者の時間的リソースの乏しさを表すものであり、乏しい人はより計画的に購買することが知られている(Kleijnen et al., 2007)。Konus et al. (2008)や Ailawadi et al. (2001)ではこの概念を「忙しいか」、「時間に追われている感じがするか」という操作によって表している。本研究ではこの概念を「多忙感」と称する。

(6) Price Consciousness: 本研究では「適正価格への志向性」と称する。

Konus et al. (2008)は、“Price Consciousness”をなるべく安い価格で支払うことに対する消費者性向を表す概念として用いている。また、変数操作の出典である Lichtenstein, Netemeyer, & Burton (1990), Journal of Marketing では“Price Consciousness”を「the ratio of quality to price(価格

に対する品質の割合)」と定義し、低い価格を提示したときの消費者の反応を捉えている。これらに基づき、具体的な項目操作では「様々な商品の価格を比較すること」、「品質に見合った価格の商品であること」として表している。本研究ではこの概念を、「適正価格への志向性」と称する。

続いて、Konus et al. (2008)のスキームを援用したマルチチャネルでのセグメンテーション研究(Wang et al., 2014; Keyser et al., 2015; Sands et al., 2016)について知見を整理していく。表 4.2 に先行研究における主要な示唆をまとめた。Wang et al. (2014)はこのスキームを拡張し、情報接触段階と購買段階で消費者は異なる知覚価値を有していることを同定した。彼らは「Innovative な消費者(新商品・未経験品のトライアル性向を有する人たち)」と「Conventional な消費者(ブランド・店舗のリピート性向を有する人たち)」という 2 種類の消費者セグメントを特定している。この区分は先に述べたように、チャネル研究に限らずマーケティング研究では、トライアルとリピートという軸で購買行動を捉える場合が多くあり、その考え方と整合している点で理解しやすいものである。Wang et al. (2014)は多くの「Innovative な消費者」は情報接触と購買のどちらの段階においてもオンラインを選ぶ傾向にあること、また、情報接触時の時間的コストを削減する傾向にあることを示唆している。逆に、「Conventional な消費者」は情報接触と購買のどちらにおいても実店舗チャネルを選ぶ傾向にあること、また、サービス品質を求める傾向にあることを示唆している。

Keyser et al. (2015)は、オランダの通信系小売業者のモバイル・ソリューションを対象にした分析を行っている。彼らの研究の特徴として、情報接触時にはオンラインを使い、購買時には実店舗を利用する「リサーチショッパー」を抽出している点が挙げられる。また、彼らの研究ではブランドや店舗のリピート性向がセグメント区別に寄与するのに対し、新商品・未経験品のトライアル性向は寄与していないことを示唆している。後者の観点は Konus et al. (2008)とは異なる示唆であるが、その理由として、彼らは彼らが分析した商品であるモバイル・ソリューションが多くの人に既に普及しつつあり、新商品・未経験品を早期に試す人と後発的な人たちの差が縮まっていることを挙げている。

Sands et al. (2016)も Keyser et al. (2015)と同様にリサーチショッパー・セグメントを抽出している。特に、Sands et al. (2016)の研究の特徴として、メディア接点をより精緻化してモバイルとソーシャルメディアの観点を含む形で拡張を行っていることが挙げられる。彼らは、リサーチショッパーやマルチチャネル愛好家の中にはモバイルやソーシャルメディア利用の個人差があり、それによるサブグループが存在することを指摘している。特に、Konus et al. (2008)がマルチチャネル愛好家の特徴として挙げた、新商品・未経験品のトライアル性向について、Sands et al. (2016)はモバイルを多く使うマルチチャネル愛好家にて、その傾向がより強く表れることを指摘している。彼らの主張はマルチデバイス環境を意識して消費者を捉えていくことで、チャネル利用者の性質を捉えやすくなるという点にあり、有用性があると本研究では考える。

ただし、Sands et al. (2016)の研究ではモバイルデバイスを取りあげているものの、PC デバイスを明示的に識別し、その違いを議論することについては行っていない。モバイルの普及と共にマルチデバイスでのコミュニケーション戦略を検討することは、いまや多くの実務家に求められていることである。特に、PC とモバイルでは、スクリーンサイズや移動性が異な

ることから、デバイス特性に応じて情報の出し方を工夫するなどして消費者にアプローチしていくことがモバイル・マーケティング研究の文脈では重要とされている(Strom et al., 2014)。本研究ではこれに着目し、デバイス特性を考慮した改善を検討していきたい。

表 4.2 購買段階を考慮したマルチチャネル・セグメンテーション研究の主要な示唆

	対象カテゴリ	セグメンテーション結果	主要な示唆
Konus et al. (2008)	書籍, 電化製品, 旅行, 賃貸住宅, 服, コンピュータ, 保険	3つのセグメント ・低関与者 (40%) ・マルチチャネル愛好家 (37%) ・実店舗重視者 (23%)	・マルチチャネル愛好家は新商品・未経験品のトライアル性向をもつ。 ・実店舗重視者はブランド・店舗のリピート性向をもつ。 ・マルチチャネル愛好家は買い物の楽しさが得られる経験を他の2セグメントよりも求めるが, 低関与者はそうした経験を求めない。
Wang et al. (2014)	16種類の商品カテゴリ (服, コンピュータ, テレビ, 宝石, 玩具, 書籍, MP3/MP4プレイヤー, ヘッドフォン, 車, etc)	2つのセグメント ・Innovativeな消費者 (52%) ・Conventionalな消費者 (48%)	・多くの「Innovativeな消費者」は情報接触と購買の段階において, オンラインを選ぶ傾向にある。 ・「Innovativeな消費者」は情報接触の時間的コストを削減する傾向にある。 ・「Conventionalな消費者」はサービス品質を求める傾向にある。 ・「Conventionalな消費者」は実店舗チャネルにログインする傾向にある。
Keyser et al. (2015)	オランダの通信系小売業者のモバイル・ソリューション (デバイス, アクセサリなど)	6つのセグメント ・リサーチショッパー(購買後:実店舗型) (34%) ・WEB重視者 (22%) ・実店舗重視者 (18%) ・リサーチショッパー(購買後:インターネット/実店舗型) (11%) ・WEB重視者(購買後:実店舗/コールセンター) (9%) ・コールセンター重視者 (6%)	・リサーチショッパーセグメントを特定した。 ・ブランド・店舗のリピート性向はセグメント予測に影響する変数である。 ・一方, 新商品・未経験品のトライアル性向は重要な変数ではない。
Sands et al. (2016)	電化製品, 服, 旅行	5つのセグメント ・ROPO(Research Online, Purchase Offline) 非モバイル/ソーシャルメディア (36%) ・ROPO マルチチャネル愛好家 (22%) ・ROPO ソーシャルメディア愛好家 (16%) ・インターネット重視 非モバイル愛好家 (14%) ・インターネット重視マルチチャネル愛好家 (12%)	・リサーチショッパーセグメント(ROPO)を特定した。 ・ROPOとインターネット重視者内にも, モバイルとソーシャルメディアの利用の個人差が存在する。

4.2.3 実行動データ研究と関連課題

マルチチャネルでの消費者セグメンテーションを行った研究者達が共通して挙げている将来課題として, 研究知見の実行動結果による追証の問題がある。Konus et al. (2008)およびWang et al. (2015)は質問調査の回答に依拠するだけでなく, 実行動データで検証を行うことによって知見の一般化を行うことが必要だと述べている。

これに応じて, 本研究では実行動データによって本領域の消費者セグメンテーションを発展させる必要性について2つの点により考えている。第1はチャネルの利用態度と実行動の差である。マーケティング研究でよく用いられるコミュニケーションの階層性理論(Barry, 1987; Solomon, 2001; 田中, 2008)で捉えるならば, 認知的情報処理が行われる場合, 「態度」は「実行動」を引き起こす先行変数であり, 同一なものではない。第2は仮に実行動を質問調査で取得しようとしても, 調査結果は実際の消費者の行動とは乖離する可能性があることである。本研究の第3章で扱ったように, 調査品質研究の文脈では, 同一対象者に異なる調査方法(e.g. ログ収集と質問調査)を同時に実施し, その乖離の程度を実証するといった研究が行われている(Abeele et al., 2013; Boase & Ling, 2013)。このような乖離がある場合, 利用者の傾向やコミュニケーション効果を誤って見積もる場合があることが知られている(Abeele et al., 2013)。

先に述べたとおり, 昨今のマルチチャネルでの消費者セグメンテーション研究はその範囲

を消費者の購買チャネル利用に限定せず、情報接触まで含めた形での応用が盛んである。このような場合、統合的に各種の実行動データを収集する困難性がつきまとうため、これまであまり研究が行われてこなかった。一方、他の研究文脈として、メディア・デバイス利用を扱わず、購買チャネルを実行動データとして扱った研究が存在していることに触れておく。例えば、チャネル間シナジーの研究文脈において、オンラインと実店舗の実購買データを用いて異なる購買チャネルの組合せ効果を実証した研究が存在する(Avery et al., 2012; Fornari et al., 2016)。マーケティング・コミュニケーションの研究文脈においては、クーポンを各チャネルに配布した時の効果を実行動データで捉えた研究が存在している(Chiou-Wei & Inman, 2008, Ansari et al., 2008)。これらの研究は企業のプロモーション活動の評価に実行動データを活用している。

4.2.4 本研究のコンセプト

本研究の消費者セグメンテーションは、消費者の情報接触・購買の実行動とそれら行動の背後にある心理的な差異について、包括的な知見を提供するものである。本研究では以下を課題として設定している。

- (1) 現状どのような人がマルチチャネル購買をしているのかという点を明らかにすること
- (2) 実行動データに基づくセグメンテーションは先行研究の知見とどのように整合しうるかを検証すること

図 4.1 が本研究のコンセプチュアル・フレームワークである。このセグメンテーション・コンセプトは、購買段階を考慮したマルチチャネルでの消費者行動の理論的背景に立脚し(Verhoef et al., 2007; Kumar & Venkatesan, 2005), Konus et al. (2008)や Sands et al. (2016)といった先行研究によって扱われた方法を改良したものである。本研究は従来の研究のコンセプトを実行動データと質問調査を含むシングルソースパネルデータを用いることによって拡張し、包括的視座から消費者を捉えていくことを目指している。

本研究の手法では、消費者が購買および情報接触を行うことから得られる効用は、購買チャネルおよびメディア接点の利用量に依存すると仮定する。購買チャネルは実店舗とオンライン、メディア接点はモバイル、PC、ソーシャルメディアを対象としている。なお、本研究では購買チャネルでは日用消費財全般のチャネル別総購買、メディア接点ではチャネル別総利用に関心対象としている。これは過去のマルチチャネルでのセグメンテーション研究が限られた商品カテゴリを分析対象としているのに対して(Konus et al., 2008; Wang et al., 2014; Keyser et al., 2015; Sands et al., 2016), 本研究では日用消費財の全般的な市場を分析することを意図している。

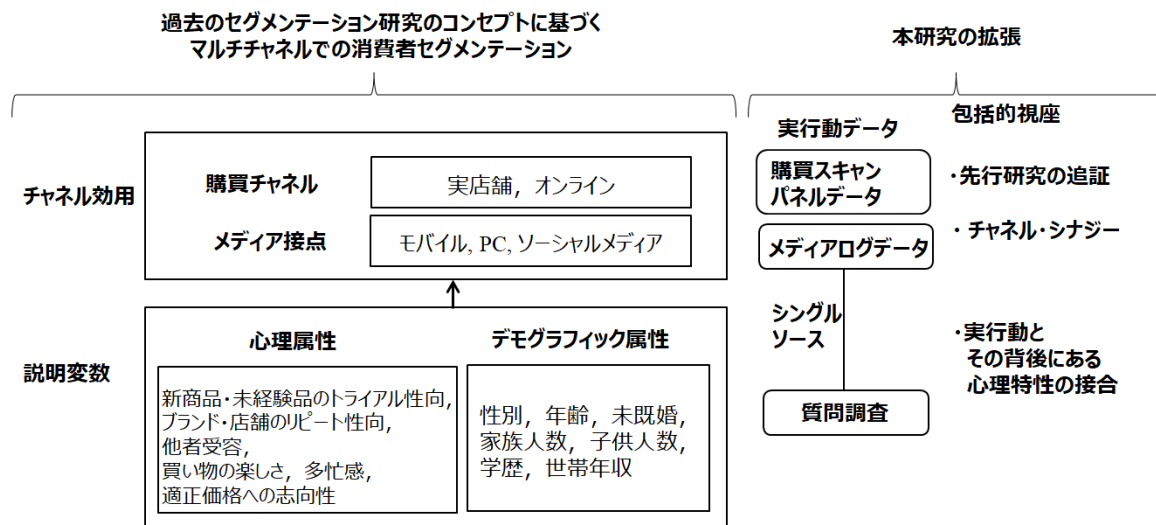


図 4.1 コンセプトチュアル・フレームワーク

チャンネル効用から消費者をセグメンテーションした上で、そのセグメント所属に寄与するデモグラフィック属性、心理属性を特定する。この目的において、本研究はデモグラフィック属性として、性別、年齢、未婚既婚、家族人数、子供人数、学歴、世帯年収、心理属性として、Konus et al. (2008)が提案した 6 つの変数を援用する。

なお、本研究は種類の異なるデータである実行動データと質問調査データを接合させてマルチチャネル・マルチメディア環境下での消費者行動を捉えるところに、先行研究で行われていない新規性がある。それゆえに、学術的な意義としては、まず、チャンネル・メディア接点を実行動データに置き換えた時に、先行研究と整合する知見が得られるのかを追証する必要があると考える。この検証目的の上では、心理属性については先行研究と同様の構成概念を扱うことが望ましいと考え、本研究で用いる心理属性には Konus et al.(2008)と同様の構成概念を使用している。その上で、実行動データによって精緻に消費者行動を捉えられるのであれば、その行動に即して、デジタルマーケティング施策につなげることが望ましいという立場をとる。

また、本研究では先行研究で扱われていない商品カテゴリに焦点をあてる。過去のセグメンテーション研究では高価格な専門品を分析対象としている。例えば、服、電化製品、旅行、コンピュータ、書籍、賃貸住宅、保険などである。これらの商品カテゴリのオンライン購買市場は比較的早くから成熟をとげてきた。それゆえ、先行研究では研究対象として時代に適した商品カテゴリであったと捉えることもできるだろう。しかしながら、近年の日本市場では、食品、飲料、化粧品、日用雑貨といった日用消費財のオンライン購買市場が急速に成長してきている。実際に、経済産業省(2015)によれば、前年と比べた成長率の高い上位 5 つの商品カテゴリとして、食品、飲料/アルコール、服飾雑貨、オフィス用品、化粧品/医薬品が挙げられている。それゆえ、日用消費財カテゴリにおける知見の蓄積は、昨今のビジネス環境下における重要な課題ということができると考える。

4.3 分析方法

4.3.1 データ収集

本研究では2.4.3節で説明した株式会社インテージが運用するSCIおよびi-SSPのモバイル調査、PC調査を用いる。本研究ではこれらが同一個人レベルで紐付いたデータを用いていく。本研究における分析対象者は全国在住の男女15-69歳の個人2,595人、データ期間は2016年4月1日から9月30日の半年間(183日)である。また、本研究ではカテゴリを横断した消費者のチャネル選択行動の把握を狙いとし、SCIの全品目データを用いる。このデータには対象者が購入した日用消費財が網羅的に記録されており、食品(主食、調味料、加工食品。ただし生鮮、惣菜、弁当を除く)、飲料(乳飲料、清涼飲料、アルコール)、日用雑貨品(ハウスホールド、紙製品、パーソナルケア、ベビー関連品、ペット関連品)、化粧品、医薬品が含まれる。さらに、心理属性にはパネルモニターに対して2016年10月3日から16日に付帯的に実施したオンライン上でのアンケート調査の結果を用いる。このアンケートの実施日は直前半年の行動データと対応させることを意図しており、本研究の課題設定としては妥当性がある調査設計だと考える。

4.3.2 変数設計

本節では分析に用いる変数を説明する。まず、購買チャネルには実店舗(スーパー、コンビニ、ドラッグストア、百貨店、専門店を含む)およびオンライン(ネットスーパー、ECサイト、ブランド直販サイトを含む)を設定し、指標には購買頻度を用いる。購買頻度は該当期間の183日のうち、実店舗およびオンラインのそれぞれのチャネルで購買を行った日数として操作化する。RFM分析の文脈では、購買頻度(Frequency)の他に購買金額(Monetary)や最新購買日(Recency)が用いられることもあるが、本研究では様々な価格帯の商品を含む日用消費財カテゴリの全般的な購買行動を扱うため、購買チャネル利用を捉える指標として購買頻度を採用する。ただし、今後、特定の企業やカテゴリの購買行動を扱う研究へと発展させる場合には、購買金額などの変数へと拡張することにも意義があることを触れておく。次に、メディア接点として、本研究ではモバイル、PC、ソーシャルメディアの一日あたり平均利用分数を用いる。ソーシャルメディアは、日本市場において利用が多いFacebook、Twitter、Instagram、mixiを対象とする。これらのサイトまたはアプリをモバイル/PC問わず利用した時間をソーシャルメディアの利用時間として操作化する。

デモグラフィック変数には、性別、年齢、未婚、家族人数、子供人数、学歴・修業年限、世帯年収を用いる。性別は男性を1とするダミー変数、未婚は既婚者を1とするダミー変数として扱う。年齢、収入はそれぞれカテゴリ変数として扱う。家族人数、子供人数、学歴・修業年限は連続変数として扱う。表4.3にデモグラフィック変数の基本統計量を示した。

表 4.3 デモグラフィック変数の基本統計量

性別		未婚	
男性	55.4%	既婚	66.7%
女性	44.6%	未婚	33.3%
年齢		世帯年収	
15-24歳	4.7%	400万円未満	25.7%
25-34歳	20.6%	400万円以上550万円未満	20.6%
35-44歳	30.6%	550万円以上700万円未満	17.7%
45-54歳	27.6%	700万円以上900万円未満	16.9%
55-69歳	16.4%	900万円以上	19.2%
家族人数(平均値)			2.94
子供人数(平均値)			0.59
学歴・修業年限(平均値)			14.43

注. 本分析対象者 2,595 人の集計結果である。

家族人数, 子供人数・学歴・修業年限は連続値のため, 平均値を報告する。

また, 心理属性変数を作成するために, 本研究では Konus et al.(2008)と同様の構成概念と質問項目(表 4.4)を用意し, パネルモニターに対してアンケート調査を実施した。回答は 5 段階のリッカート尺度(1=全くあてはまらない; 5=大変あてはまる)として得た。各構成概念について信頼性分析を行った結果, 「他者受容」を除くすべての構成概念においてクロンバックの α 係数は 0.7 を上回っていた。「他者受容」の α 係数は 0.63 であり, 0.7 を下回っているが, Konus et al. (2008)でも同様に「他者受容」は 0.64 であるが採用されているため, 本研究でも採用する。続いて, 各構成概念の質問項目を対象にそれぞれにおいて主成分分析を行った。表 4.4 に主成分(固有ベクトル)とクロンバック α 係数の結果を示した。この分析で得た主成分得点を心理属性変数として以降の分析に用いていく。なお, 主成分得点は平均 0, 分散 1 に標準化して使用する。

なお, 本研究で操作した心理属性のうち, 「ブランド・店舗のリピート性向」は「ブランド」と「店舗」に関わる質問項目をそれぞれ区別して変数化するという考え方もできる。また, 「他者受容」については, (1)「私の行動を他人に批判されるのは嫌だ」, (2)「人に受け入れられることは私にとって重要だ」, (3)「あまり考えずに解決できる問題の方が好きだ」という質問項目で操作しているが, (1), (2)は質問項目内に明示的に「他者」の記述が入っているのに対して, (3)はそうではなく「自己」の問題解決方法に依存する。それゆえ, 「他者受容」の心理属性を(1), (2)のみから構成するという考え方もできる。これらについて, 付録 A にて変数操作を変更した場合の分析結果を示し, 議論を行った。

表 4.4 主成分分析および信頼性分析の結果

	新商品・未経験 品のトライアル 性向	ブランド・店舗の リピート性向	他者受容	買い物の楽しさ	多忙感	適正価格への 志向性	信頼性 (C. Alpha)
新商品が発売されたら、人よりも早く試してみる	0.81						
使ったことのない商品を試すのが好きだ	0.80						
キッチン用品や生活小物は最新のものを使いたい	0.75						0.77
同じブランドを繰り返し買い続けることは退屈だ	0.67						
同じ商品カテゴリでも、複数種類のブランドを使い分けることが多い	0.58						
愛着を持っているブランドがあり、買い続けている		0.77					
購入を決める際に商品のブランドは私にとって重要だ		0.73					
私はいつも同じブランドを買う		0.70					0.74
買い物をする場所やお店は私にとって重要だ		0.69					
私はいつも同じような方法で買い物する		0.61					
私の行動を他人に批判されるのは嫌だ			0.79				
人に受け入れられることは私にとって重要だ			0.73				0.63
あまり考えずに解決できる問題の方が好きだ			0.70				
私はショッピングが好きだ				0.87			
私は食料品や日用雑貨品の買い物に行くのが好きだ				0.86			0.81
ショッピングにはなるべく時間をかけたい				0.83			
いつも忙しい					0.92		0.81
時間に追われている感じがする					0.92		
商品を買う時に、様々な商品の価格を比較する						0.86	
品質に見合った価格の商品であることは私にとって重要だ						0.84	0.76

注. 本分析対象者 2,595 人の結果である。表中の値は主成分(固有ベクトル)とクロンバックの α 係数である。

4.3.2 潜在クラスクラスタ分析

本研究では潜在クラスクラスタ分析を採用する。このモデルでは式 4.1 に示すように、購買チャネルとメディア接点から K 個の潜在クラスを探索し、その潜在クラスへの所属に対して説明変数 z_i が与える影響を捉えることができる。この時、セグメントへの所属確率には式 4.2 のように多項ロジットモデルが用いられるため、潜在クラス多項ロジットモデルと呼ばれることがある。このモデルは 4.2 節で述べたように多くのセグメンテーション研究でも援用されている(Gupta & Chintagunta, 1994; Bhatnagar & Ghose, 2004; Konus et al., 2008)。本研究では分析ソフトウェアには Latent GOLD 5.1 を使用した(Vermunt, 2010; Vermunt & Magidson, 2013)。本研究で用いる購買チャネル利用日数は離散値をとり、メディア利用時間は連続値をとる。購買チャネル利用日数のよう観測期間内にある事象が生起する回数を扱う場合にはポアソン分布が採用されることがある(阿部・近藤, 2005)。そのため、本研究では、 g_1, g_2 にポアソン分布、 g_3, g_4, g_5 に正規分布を設定した混合分布を採用する。なお、潜在クラスモデルでは、式 4.3 で示すようにセグメント所属確率 π_m の和は 1 になる。

$$f(U_{ic} | z_i) = \sum_{m=1}^K \left[\prod_{c=1}^5 g_c(U_{ic} | z_i, s_i) \right] p(s_i = m | z_i) \quad (4.1)$$

$$p(s_i = m | z_i) = \frac{\exp(z_i' \gamma_m)}{\sum_{l=1}^K \exp(z_i' \gamma_l)} \quad (4.2)$$

$$\sum_{m=1}^K \pi_m = \sum_{m=1}^K \left[\prod_{c=1}^5 g(U_{ic} | z_i, s_i) \right] = 1 \quad (4.3)$$

U_{ic}	消費者 <i>i</i> の購買チャネルおよびメディア接点 <i>c</i> への効用
c	購買チャネルおよびメディア接点 $c=\{1:\text{実店舗購買}, 2:\text{オンライン購買}, 3:\text{モバイル利用}, 4:\text{PC 利用}, 5:\text{ソーシャルメディア利用}\}$
s_i	消費者 <i>i</i> の属するセグメント(1,2,...,K)へのインディケーター
z_i	消費者 <i>i</i> の説明変数ベクトル。デモグラフィック変数, 心理属性変数
$f(U_{ic} z_i)$	説明変数 z_i が与えられた下での消費者 <i>i</i> のチャネル <i>c</i> に対する効用の確率分布
$g_c(U_{ic} z_i, s_i)$	説明変数 z_i とセグメント s_i が与えられた下での消費者 <i>i</i> のチャネル <i>c</i> に対する効用の確率分布
$p(s_i = m z_i)$	消費者 <i>i</i> がセグメント <i>m</i> に属する確率

この手法の利点は購買チャネルおよびメディア接点の効用に基づいてセグメント構造を特定すると同時に、そのセグメントへの所属に影響を与える説明変数を評価できることにある。一方で、このモデルは分析期間中の消費者のチャネル利用に焦点をあてており、期間中の消費者の選好変化は考慮できない。本研究のセグメンテーション手法を活用する目的にあたるマーケティング・オートメーションの文脈では、消費者の置かれている状況に応じてマーケティング施策を変えていく必要がある。それゆえ、本研究では消費者の選好が容易に変化しない半年間という短い分析期間を用いている。

また、本研究ではセグメント数の決定に際し、情報量規準 AIC(Akaike Information Criterion), BIC(Bayesian Information Criterion), CAIC(Consistent Akaike Information Criterion: Bozdogan, 1987)を用いる。 L を最大尤度, k をモデルのパラメータ数, N をサンプルサイズとしたとき, AIC は $-2\ln L + 2k$ と定義され, BIC は $-2\ln L + k \ln N$ と定義される。また, CAIC は $-2\ln L + k(\ln N + 1)$ と定義される。

4.4 分析結果

4.4.1 セグメンテーション結果

表 4.5 にモデル選択結果を示した。結果として、7セグメントモデルにおいて、BIC および CAIC が最小になるという結果が得られた。一方、AIC が最小になったのは 9 セグメントモデルであった。潜在クラスクラスタ分析を用いた先行研究では、AIC はセグメント数を過大に評価する傾向にあり、AIC に比べて BIC がより効果的であることが報告されている (Vermunt & Magidson, 2013; Collins & Lanza, 2009; Provencher & Bishop, 2004)。それゆえ、本研究では BIC および CAIC の結果を優先し、7セグメントモデルをベストモデルとして採用する。

表 4.5 モデル選択結果

	セグメント数	対数尤度	AIC	BIC	CAIC
Model 1	1	-5588.7	11205.4	11287.5	11301.5
Model 2	2	-5056.1	10184.2	10395.3	10431.3
Model 3	3	-4676.6	9469.1	9809.1	9867.1
Model 4	4	-4393.8	8947.5	9416.4	9496.4
Model 5	5	-4185.4	8574.9	9172.8	9274.8
Model 6	6	-4061.6	8371.1	9097.9	9221.9
Model 7	7	-3957.7	8207.5	9063.2	9209.2
Model 8	8	-3894.3	8124.5	9109.2	9277.2
Model 9	9	-3858.2	8096.5	9210.1	9400.1

表 4.6 に購買日数とメディア接触時間によるセグメントプロファイルを示した。まず、購買チャネルの使い方についての分かれ方に着目すると、本研究では Konus et al. (2008)が提案した店舗重視者、無関心購買者、マルチチャネル愛好家の区分に類似する結果が得られた。さらに、最終的なセグメントではそれらの分類がメディア利用水準によりサブグループに分けられる結果となった。まず、セグメント 5 は無関心購買者(15.4%)であり、購買チャネルの利用頻度が低い人たちである。この人たちのメディア利用は全体平均に近い結果であった。セグメント 1-4 は実店舗をよく使う店舗重視者である。セグメント 1 および 2 はメディア利用が全体平均より低い「非デジタル」な消費者である。本研究ではセグメント 1 を実店舗重視/非デジタル消費者(21.3%)、セグメント 2 を実店舗重視ライト/非デジタル消費者(19.0%)と名付けた。セグメント 3 および 4 はメディア利用が全体平均より高い人たちである。セグメント 3 は全セグメント中、すべてのメディアにおいて利用が最も高く、ソーシャルメディアも日平均で一時間近く使う人たちである。それゆえ、本研究ではセグメント 3 を店舗重視ライト/マルチメディア・ソーシャル型消費者(15.7%)と名付けた。セグメント 4 のメディア利用はセグメント 3 に比べると低いものの、全てのメディアにおいて全体平均より高い結果であった。本研究ではセグメント 4 を店舗重視/マルチメディア型消費者(15.7%)と名付けた。セグメント 6 および 7 は実店舗とオンラインの双方で購買を行うマルチチャネル愛好家である。セグメント 6 のオンライン購買頻度は全てのセグメントで最も高く、全体平均の 6 倍を超えている。この人たちのメディア利用は、モバイルとソーシャルメディアは全体平均より低い、PC は全体平均よりも高い結果であった。本研究ではセグメント 6 をオンライン重視マルチチャネル愛好/PC 型消費者(6.5%)と名付けた。セグメント 7 は実店舗の利用頻度が全体平均の約 1.5 倍、オンライン購買頻度が全体平均の約 4.7 倍という結果であった。また、全てのメディア利用が全体平均より高い結果であった。本研究ではセグメント 7 を店舗重視マルチチャネル愛好/マルチメディア・ソーシャル型消費者と名付けた。表 4.7 にセグメント名称を整理した。

表 4.6 セグメントプロフィール

	セグメント1	セグメント2	セグメント3	セグメント4	セグメント5	セグメント6	セグメント7	全体平均
	21.3%	19.0%	15.7%	15.7%	15.4%	6.5%	6.4%	
購買チャネル 実店舗	101.3	58.2	71.1	143.2	27.9	58.7	123.8	82.3
オンライン	1.1	0.9	0.7	0.4	0.8	16.5	11.8	2.5
メディア接点 モバイル	137.8	139.2	223.8	176.5	164.1	148.0	176.2	164.8
PC	55.5	46.7	130.5	102.0	80.3	90.2	99.5	81.8
ソーシャルメディア	2.9	2.4	58.3	19.1	18.4	12.1	27.3	18.6

注. 本表は本研究の分析対象者 2,595 人の結果である。

本表内の値は、購買チャネルでは 6 ヶ月の分析期間中の総購買日数、メディア接点では分析期間中の日当たり平均利用分数を用いている。全体平均より高い値を太字で示す。

表 4.7 セグメント名称

	購買チャネル	メディア接点
セグメント1	実店舗重視	非デジタル
セグメント2	実店舗重視ライト	非デジタル
セグメント3	実店舗重視ライト	マルチメディア・ソーシャル
セグメント4	実店舗重視	マルチメディア
セグメント5	無関心購買者	平均的
セグメント6	オンライン重視マルチチャネル愛好	PC
セグメント7	店舗重視マルチチャネル愛好	マルチメディア・ソーシャル

続いて、セグメント構成比について議論する。Konus et al. (2008)の研究におけるセグメント構成は、店舗重視者が 23%、無関心購買者が 40%、マルチチャネル愛好家が 37%という結果であった。これに対して本研究のセグメント構成は、店舗重視者が 72%、無関心購買者が 15%、マルチチャネル愛好家が 13%という結果であった。このセグメント構成比の違いは分析対象とする商品カテゴリによる違いが関係していると推察できる。彼らの研究は高価格な専門品を対象にしているが、本研究では食品・日用雑貨品が対象である。日本の経済産業省(2015)における「電子商取引に関する市場調査」によれば、市場規模に占める EC の割合を指す EC 化率は、食品で 2%、日用雑貨品で 4%と、家電の 28%、衣類の 9%、書籍の 22%に比べて低い水準にあるという結果が出ている。食品・日用雑貨品は日々消費する財であるために、先行研究での専門品の結果に比べて、店舗重視者が多く、マルチチャネル愛好家が少ないという結果には妥当性がある。また、Sands et al. (2016)が識別したリサーチショッパーに相当するのがセグメント 3 および 4 である。これらセグメントの人たちはオンラインでの情報収集が活発であるが、購買は実店舗で行う傾向にあった。

4.4.2 説明変数の解釈

表 4.8 に心理属性変数、デモグラフィック変数に関する推定結果を示した。この結果はそれぞれの説明変数がセグメント所属に与える影響を示している。大きい正の係数値はその説

明変数のスコアが高い消費者がセグメントに所属しやすいことを意味し、大きい負の係数値は消費者がそのセグメントに所属しにくいことを意味する。

表 4.8 パラメータ推定結果

	セグメント1	セグメント2	セグメント3	セグメント4	セグメント5	セグメント6	セグメント7	Wald統計量	p値
定数項	0.427	0.837	-0.075	-0.818	-1.442	0.358	0.714	15.36	0.02
新商品・未経験品のトライアル性向	0.008	-0.082	-0.076	0.106	-0.189	0.013	0.220	22.44	0.00
ブランド・店舗のリピート性向	0.020	-0.067	-0.120	-0.025	-0.098	0.126	0.164	11.37	0.08
他者受容	0.014	-0.005	0.101	0.027	0.035	-0.009	-0.163	5.17	0.52
買い物の楽しさ	0.059	-0.061	-0.024	0.031	-0.095	-0.077	0.167	6.68	0.35
多忙感	0.034	0.041	-0.117	0.137	0.085	-0.078	-0.103	13.52	0.04
適正価格への志向性	0.018	-0.016	0.019	-0.141	-0.022	0.101	0.041	6.15	0.41
性別(男性=1)	-0.171	0.164	-0.105	0.826	0.754	-0.998	-0.469	110.94	0.00
年齢									
15-24歳	-0.131	-0.003	1.163	-0.648	1.390	-0.110	-1.662	163.00	0.00
25-34歳	-0.158	0.094	0.192	0.138	0.369	-0.538	-0.098		
35-44歳	-0.163	0.068	-0.130	0.094	-0.221	-0.018	0.370		
45-54歳	0.067	-0.142	-0.400	0.482	-0.809	0.152	0.650		
55-69歳	0.386	-0.018	-0.825	-0.066	-0.730	0.514	0.739		
未婚(既婚=1)	0.079	0.295	0.017	-0.277	0.111	-0.155	-0.070	9.59	0.14
家族人数	0.025	-0.008	-0.001	0.175	0.269	-0.271	-0.188	33.81	0.00
子供人数	0.198	0.011	0.103	-0.103	-0.154	0.130	-0.185	13.46	0.04
学歴・修業年限	0.003	-0.042	0.036	0.010	0.046	0.016	-0.069	6.98	0.32
世帯年収									
400万円未満	-0.013	0.039	0.221	0.161	0.014	-0.490	0.069	51.52	0.00
400万円以上550万円未満	-0.016	0.118	-0.249	0.337	0.155	0.205	-0.550		
550万円以上700万円未満	0.115	0.060	0.007	-0.050	-0.018	0.081	-0.195		
700万円以上900万円未満	0.026	-0.097	0.105	-0.054	-0.112	-0.121	0.253		
900万円以上	-0.112	-0.119	-0.084	-0.394	-0.039	0.324	0.423		

注. 係数値が+/-0.1 を超えた場合を太字で示す。また、本表は本研究の分析対象者 2,595 人の結果である。

モデル全体では、心理属性変数では新商品・未経験品のトライアル性向 ($p<0.01$)、多忙感 ($p<0.05$)、ブランド・店舗のリピート性向 ($p<0.10$)、デモグラフィック変数では性別、年齢、家族人数、世帯年収 ($p<0.01$)、子供人数 ($p<0.05$)が有意になった。一方で、心理属性変数における他者受容、買い物の楽しさ、適正価格への志向性、デモグラフィック変数における未婚、学歴・修業年限は有意にならなかった。

次にセグメント別に見ると、セグメント 5 (無関心購買者)は男性、若年、既婚、家族人数が多い、収入は低い傾向にあり、新商品・未経験品のトライアル性向、買い物の楽しさ、ブランド・店舗のリピート性向が低い傾向にあることがわかる。Konus et al. (2008)は無関心購買者をブランド・店舗のリピート性向が低く、買い物に楽しさを感じない人たちであると示唆しているが、本研究でも同様の傾向が確認された。セグメント 1 (実店舗重視/非デジタル)は女性、高齢、子供人数が多い、収入は中程度、セグメント 2 (実店舗重視ライト/非デジタル)は、男性、既婚、収入は中程度であるというデモグラフィック変数に関する傾向が見られたが、心理属性変数は強く影響していなかった。セグメント 3 (実店舗重視ライト/マルチメディア・ソーシャル)は女性、若年、子供人数が多い、収入は低い人とやや高い人(700 万円以上 900 万円未満)の二極化であり、他者受容の性向が高く、ブランド・店舗のリピート性向、比較的時間に余裕がある人たちであると示唆できる。セグメント 4 (実店舗重視/マルチメディア)は男性、年齢は中年層が多い逆 U 字型、家族人数が多い、収入が低い傾向があり、新

商品・未経験品のトライアル性向はあるが時間に余裕がなく、適正価格への志向性が低い傾向がみられた。これは Sands et al. (2016)が「モバイル・ソーシャルメディアを多く使うリサーチショッパー」として識別した傾向に性別、年齢の観点、新商品・未経験品のトライアル性向が高くて、時間に余裕がなく、適正価格への志向性が低い観点で類似している。セグメント 6 (オンライン重視マルチチャネル愛好/PC)は女性、高齢、子供人数が多い、年収は低い人と高い人の二極化であり、ブランド・店舗のリピーター性向と適正価格への志向性が高い傾向がみられた。この人たちは PC を使ってオンライン上で良いもの、安いものを探すタイプである。この傾向は Sands et al. (2016)が「インターネット重視/非モバイル型消費者」として識別した傾向に性別、年齢、適正価格への志向性が高い観点で類似している。セグメント 7 (店舗重視マルチチャネル愛好/マルチメディア・ソーシャル)は女性、中高年、高収入であり、家族人数と子供人数は少なく、新商品・未経験品のトライアル性向、ブランド・店舗のリピーター性向が共に高く、買い物の楽しさを求める傾向が見られた。また、この人たちは時間の余裕は比較的あり、他者受容の性向は低い。これらの結果から、この人たちは自分自身の価値観を持ち、情報接触も盛んなマルチチャネル型の消費者であることが推察される。Konus et al. (2008)はマルチチャネル型の消費者は新商品・未経験品のトライアル性向が高く、買い物に楽しさを求める傾向にあることを示唆しているが、本研究のセグメント 7 は同様の知見を支持している。

以上の消費者特性を要約し、本研究で捉えた特徴的な消費者群を整理する。まず、本研究ではリサーチショッパーについて特徴的な 2 タイプが存在することを示唆した。1 つは「ソーシャルメディアを活発に利用し、時間に余裕がある中で他者からの受容を求め、リピーター性向が低いタイプ(セグメント 3)」であり、もう 1 つは「マルチメディアを活発に使い、新商品・未経験品のトライアル性向はあるが、時間に余裕がなく、適正価格への志向性が低いタイプ(セグメント 4)」である。

また、本研究ではマルチチャネル型の消費者についても特徴的な 2 タイプが存在することを示唆している。1 つは「オンライン購買を重視し、PC を比較的多く使い、適正な価格を求める性向にあるタイプ(セグメント 6)」であり、もう 1 つは「実店舗とオンライン購買を使い分け、モバイルを中心としたマルチメディアを活発に使い、新商品・未経験品のトライアル性向を有し、時間に余裕があって楽しみながら買い物を行い、他者からの受容は求めない傾向にあるタイプ(セグメント 7)」である。また、いずれのマルチチャネル型の消費者もブランド・店舗のリピーター性向は高い傾向にあった。

さらに、本研究のマルチチャネル型の消費者の結果には、購買チャネル間でカニバリゼーションとシナジーに関する傾向が表れていることが示唆できる。セグメント 6 のマルチチャネル型の消費者にはオンライン購買と実店舗購買の間でカニバリゼーションが生じていることが推察できる。価格コンシャスタイプのマルチチャネル型はオンライン購買頻度が全セグメントの中で最も高いものの、オンラインと実店舗の合計の頻度は表 6 を見ると 75.2 と低いことがわかる。逆に、セグメント 7 のイノベータータイプのマルチチャネル型消費者はチャネル間でシナジーが生じていることが推察できる。この人たちの合計チャネル利用頻度は 135.6 と全てのセグメントの中で 2 番目に高い結果であり、実店舗とオンラインを高い水準で使い分けていることがわかる。

次節ではこれらのセグメント間で生じている特徴的な差異について、消費者の行動メカニ

ズムに従った考察を行いながら、本研究知見を総括していく。

4.5 まとめと今後の課題

本研究では消費者が使う購買チャネルとメディア接点に基づいて潜在クラスクラスタ分析による消費者セグメンテーション分析を行った。また、セグメント間差異について、心理属性変数およびデモグラフィック変数の観点から評価を行った。以下に本研究の理論的貢献を整理していく。

(1) 現状どのような人がマルチチャネル購買をしているのか

この課題に対して、本章の研究では日本市場の日用消費財のマルチチャネル購買者には 2 つのタイプが存在することを示唆した。1 つはオンライン購買をより重視したマルチチャネル購買者である。この人たちは PC デバイスを比較的多く使い、適正な価格を求める性向にあり、ブランド・店舗のリピー特性向も高い傾向にあった。デモグラフィック特性としては、女性で年齢は高め、家族人数は少ないが世帯に子供がいて、世帯収入は高い人と低い人に二極化する傾向にあった。もう 1 つは実店舗購買をより重視したマルチチャネル購買者である。この人たちはマルチメディア、特にモバイルデバイスを多く使う。新商品・未経験品のトライアル性向とブランド・店舗のリピー特性向を共に有し、時間に余裕があつて楽しみながら買い物を行い、他者からの受容は求めない傾向にあった。デモグラフィック特性としては、女性で中高年、家族人数・子供人数は少なく、世帯年収は高めである傾向にあった。

さらに、こうした消費者特性には、次のような行動メカニズムが関係していると本研究では推察する。

① 購買チャネル利用とデバイス特性の適応性

オンライン購買をより重視したマルチチャネル購買者は PC デバイスを比較的多く使っており、実店舗購買をより重視してチャネルの使い分けが活発なマルチチャネル購買者はモバイルを中心としてマルチメディアを多く使っている。デバイスマーケティングの先行研究では、PC デバイスは情報性に優れ、モバイルデバイスは娯楽性や快楽性、簡便性に優れていることが示唆されている(Storm et al., 2014)。こうしたデバイス傾向と、本研究で示唆した消費者特性は整合していると考えられる。日用消費財では複数の商品をまとめて購買する場合も多く、オンライン上で色々な商品を比較検討する機会が増えてくる。オンライン購買をより重視したマルチチャネル購買者は適正な価格を求め、様々な情報を比較検討できる PC デバイスの強みを活かし、購買につなげていることが本研究では新たに示唆された。

また、実店舗購買をより重視したマルチチャネル購買者は新商品・未経験品のトライアル性向を有し、買い物への楽しみを求める性向にあり、この傾向もモバイルデバイスが持つ娯楽性や快楽性といったデバイス特性と整合している。こうした消費者の行動メカニズムには、チャネルに対する「経験的能力 (experiential capabilities; Avery et al., 2012)」が関係していると推察できる。多様な情報に複数のメディアで触れながら、複数のチャネルを使い分け、そこで楽しい経験を積んでいくことが、単にマルチチャネル環境下での購買だけでなく、マルチメ

ディア・マルチチャネル環境下の購買行動の一側面として見られることを本研究では示唆する。一方、この人たちの傾向として、時間に余裕があるという点が見られたが、この傾向はモバイルデバイス特性である簡便性に関して時間を節約する目的で利用しているわけではないことが示唆される。Konus et al. (2008)や Sands et al. (2016)でも、商品・未経験品のトライアル性向を有し、買い物への楽しみを求める性向にあるマルチチャネル購買者を抽出しているが、時間への余裕に関しては有意な影響を指摘していない。この違いには、本研究で分析した日用消費財の EC 利用環境が関係していると本研究では推察する。日用消費財は複数の商品をまとめ買う場合が多く、EC 上で処理する情報量が多くなる。それゆえ、現代の日本の日用消費財市場では、比較的時間に余裕がある人たちが、「探求 (Exploration)」の享乐的ベネフィット(Ailawadi et al., 2001)を得る目的で、モバイルを含むマルチデバイスを活用しながらマルチチャネル購買を行っていることを本研究では推察する。

② オンライン購買の多さと価格感度の関係

本研究で示したオンライン購買をより重視したマルチチャネル購買者は、オンライン購買頻度が全ての消費者セグメントの中で、最も高いにも関わらず、総購買頻度は全体平均よりも低い傾向が見られた。この人たちは実店舗をあまり使わず、オンラインチャネルの利用に現状として傾倒している傾向にある。特定のチャネルの利用が多くなり、他のチャネルを使わず、チャネル間でカニバリズムが生じる現象は、「チャネル・ロックイン(channel lock-in; Verhoef et al., 2007)」と呼ばれている。本研究では日本の日用消費財市場において、この現象が起きている可能性が高い人たちが存在することを新たに確認した。一方で、実店舗購買をより重視したマルチチャネル購買者は全体平均よりも総購買頻度は高く、オンライン購買に偏るような変化は起きていない。また、オンライン購買が多くなる人たちには、適正価格を求める消費者性向が関係していることを本研究では示唆した。この傾向に基づけば、オンラインチャネル上でいかに適正な価格設定をして、例えば EC 専門の事業者などが自社のチャネルにひきつけるかといったプライシングに関する研究は今後の発展の余地があると示唆できよう。

(2) 実行動データに基づくセグメンテーションは先行研究の知見とどのように整合しうるか

まず、先行研究と整合した知見について述べる。セグメンテーションのコンセプトの視点でみると、本研究で得られた7セグメントは購買チャネルの観点では Konus et al. (2008)と同様に3つに類型された。より詳細には、4つの店舗重視セグメント、1つの無関心購買者セグメント、2つのマルチチャネル愛好家セグメントである。また、メディア接点を考慮すれば、Sands et al. (2016)と類似して、本研究では2つのリサーチショッパー・セグメント(情報接触はオンラインで行うが購買は実店舗で行う人たち)を特定した。さらに、マルチチャネル購買者の特徴として、商品・未経験品のトライアル性向を有し、買い物への楽しみを求める性向にある人たちの存在を確認したことは Konus et al. (2008)が挙げている示唆と整合し、この傾向はモバイルを含むマルチメディアを活発に利用する人にあてはまることを示唆した点は Sands et al. (2016)の研究と整合する。

一方で、本研究では PC デバイスを明示的に識別したことにより、オンライン購買をより重視し、適正な価格を求める性向にあり、ブランド・店舗のリピート性向も高いマルチチャ

ネル購買者が存在することを指摘した。こうした人たちを実店舗重視型のマルチチャネル購買者と区別して捉えていったことは本研究の新たな知見である。

さらに、質問調査で聴取したチャネル利用の「態度」を捉えた先行研究の結果と実行動データにより「行動」を捉えた本研究の間で大きく異なっていたのが、マルチチャネル購買者のブランド・店舗のリピート性向に関する結果である。本研究では、マルチチャネル購買者は2つのセグメントのいずれにおいてもブランド・店舗のリピート性向を有することを示唆しているが、Konus et al. (2008)の研究ではマルチチャネル購買者はブランド・店舗のリピート性向を有しないと指摘されている。ここで、ブランド・店舗のリピート性向は、「購買決定時のブランドの重要性」、「同じブランドを買い続けること」、「購買時の場所・店舗の重要性」、「同じ方法で買い物し続けること」という消費者性向を意図して操作している。本研究の場合、実行動としてチャネル上での一定のリピート購買結果が蓄積された消費者をマルチチャネル購買者として識別しているために、この行動と消費者心理が結びついたものと推察される。チャネル利用に関する正の態度があったとしても、実際にそこで購買しているかという点は質問調査だけでは捉えきれず、本研究の結果には一定の妥当性があると考えられる。ただし、より本質的には、チャネル利用を実行動として扱ったのであれば、ブランド・店舗のリピート性向に関する概念は「真のロイヤリティ」を捉えるための愛情、信念、態度といった消費者とブランド・店舗への心理的結びつきの強さを意図する概念として操作したほうがより有意義な結果が得られると考えられる。また、ブランドと店舗を区別して、どちらに対してのリピート性向がチャネル利用行動につながっているのかを捉えていくことも有意義であると考えられる。本研究では購買チャネルおよびメディア接点を先行研究とは異なる形に変え、心理属性は先行研究と同じ操作を行うという立場を優先したが、これらは今後の課題と考える。

最後に本章の研究の限界と今後の課題を述べる。

第1として、ブランド・店舗のリピート性向に関する精緻化である。先に述べたとおり、変数操作として、「真のロイヤリティ」を捉えるための愛情、信念、態度といった消費者とブランド・店舗への心理的結びつきの強さを意図する概念として操作していくことやブランドと店舗を区別して捉えていくことが発展課題と考える。

第2として、本研究では購買チャネルとメディア接点について実行動のみをデータとして収集して分析しているが、先行研究(Konus et al., 2008; Sands et al., 2016)と同様に態度のデータも収集して同一対象者で実行動と態度を共に含んで分析することが望ましいと考えられる。その際、態度と行動の一致や不一致が、どのような場合に起こるのか、また、なぜ起こるのかを捉えていくことは重要な課題である。マーケティングにおける消費者の購買プロセス上の情報処理の観点では、認知的情報処理がされる場合には標準的学習階層モデル(standard learning hierarchy)として態度は行動の先行変数として扱われるが、消費者の購買においては必ずしもこの限りではなく、先に購買の行動が起きて商品を使用した後に態度が決定される低関与階層モデル(low-involvement hierarchy)といった考え方も知られている(Solomon, 2001; 田中, 2008)。このような中では、本研究で扱えていないブランドや店舗・ECサイトが持つ固有の特徴を踏まえた上で議論を深めていくことも重要であると考えられる。また、施策の観点でみると、態度と行動の一致や不一致が消費者に起きている状況下で、どのような人にもどのようなマーケティング施策をとっていくと企業の収益に貢献しうるかを議論していくこともマーケティング応用上は重要であると考えられる。

第3として、縦断的な観点による検証である。本研究で分析対象としている消費者のチャネル利用を取り巻く環境は成長市場にある。オンライン購買の増加に伴い、マルチチャネル型の消費者も増加を続けている。このような環境下において、本章の研究では消費者のチャネル選好が容易に変化し得ない半年という短期間の分析期間を設定している。一方で、縦断的な観点から消費者を捉えていくことも必要であると考え、以降の章で対応していく。

付録 A. 心理属性操作に関する検討

本研究の4.3.2節で操作した心理属性のうち、「ブランド・店舗のリピート性向」は「ブランド」と「店舗」に関わる質問項目をそれぞれ区別して変数化するという考え方もできる。また、「他者受容」については、(1)「私の行動を他人に批判されるのは嫌だ」、(2)「人に受け入れられることは私にとって重要だ」、(3)「あまり考えずに解決できる問題の方が好きだ」という質問項目で操作しているが、(1)、(2)は質問項目内に明示的に「他者」の記述が入っているのに対して、(3)はそうではなく「自己」の問題解決方法に依存する。それゆえ、「他者受容」の心理属性を(1)、(2)のみから構成するという考え方もできる。以上の操作を行って、「ブランドのリピート性向」、「店舗・買い方のリピート性向」、「他者受容(変更後)」と称する心理属性を作成した場合の分析結果を本節で報告する。

まず、表4.9が変更した変数の主成分分析および信頼性分析の結果である。表4.4では「ブランド・店舗のリピート性向」のクロンバック α 係数が0.74であったのに対して、表4.9をみると「ブランドのリピート性向」は0.71、「店舗・買い方のリピート性向」は0.65であった。また、表4.4における「他者受容」は α 係数が0.63であったのに対して、表4.9における「他者受容(変更後)」は0.58であった。クロンバックの α 係数は、項目数を n として i 番目の項目の値 $X_i (i = 1, \dots, n)$ の分散 $Var(X_i)$ 、およびすべての項目の合計値 $X = \sum_{i=1}^n X_i$ の分散 $Var(X)$ とすると、式A.1で定義される。

$$\alpha = \frac{n}{n-1} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n Var(X_i)}{Var(X)} \right) \quad (A.1)$$

この定義において、クロンバックの α 係数は一般的に項目数の単調増加関数になり、項目数が少ない時に低くなることが知られている(岡田, 2015)。

本節における変数定義では、妥当性(測定しようと意図したものが測定されているか)を重視した変更を行った。結果と照らすと、本節の検証では、妥当性に関してはより適切であると思われる改善を行ったが、信頼性(測定における誤差は十分に小さいと言えるか)については変更前の結果を支持していることが示唆できる。

表 4.9 変更した変数の主成分分析および信頼性分析の結果

	ブランドの リピート性向	店舗・買い方の リピート性向	他者受容 (変更後)	信頼性 (C. Alpha)
愛着を持っているブランドがあり、買い続けている	0.82			
購入を決める際に商品のブランドは私にとって重要だ	0.77			0.71
私はいつも同じブランドを買う	0.71			
買い物をする場所やお店は私にとって重要だ		0.78		0.65
私はいつも同じような方法で買い物する		0.66		
私の行動を他人に批判されるのは嫌だ			0.81	
人に受け入れられることは私にとって重要だ			0.69	0.58
あまり考えずに解決できる問題の方が好きだ			除外	

注. 本分析対象者 2,595 人の結果である。表中の値は主成分(固有ベクトル)とクロンバックの α 係数である。

次に、変更した変数を用いて、表 4.8 の分析と同様に、セグメント所属に対する各変数の影響度を評価する検証を行った。ここでは、表 4.6 で示した 7 つのセグメントは変更せず、「ブランドのリピート性向」、「店舗・買い方のリピート性向」「他者受容(変更後)」という 3 つの変数のみを変更して、潜在クラスクラスタ分析を行った。表 4.10 にその結果を示した。

表 4.10 変更した変数を用いたパラメータ推定結果

変更対象	セグメント1	セグメント2	セグメント3	セグメント4	セグメント5	セグメント6	セグメント7	Wald統計量	p値
定数項	0.426	0.858	-0.065	-0.800	-1.411	0.349	0.642	15.05	0.02
新商品・未経験品のトライアル性向	0.011	-0.076	-0.067	0.109	-0.199	0.012	0.209	22.33	0.00
✓ ブランドのリピート性向	0.006	-0.079	-0.154	-0.030	-0.012	0.140	0.128	10.00	0.12
✓ 店舗・買い方のリピート性向	0.017	-0.005	-0.025	0.008	-0.018	0.043	0.105	3.29	0.77
✓ 他者受容(変更後)	0.011	0.016	0.088	0.002	0.011	-0.065	-0.063	2.55	0.86
買い物の楽しさ	0.058	-0.068	-0.019	0.030	-0.095	-0.074	0.168	6.73	0.35
多忙感	0.035	0.036	-0.112	0.141	0.088	-0.071	-0.116	13.59	0.04
適正価格への志向性	0.019	-0.027	-0.001	-0.137	0.004	0.123	0.019	6.02	0.42
性別(男性=1)	-0.166	0.176	-0.087	0.830	0.732	-0.992	-0.464	108.66	0.00
年齢									
15-24歳	-0.145	-0.007	1.132	-0.657	1.375	-0.111	-1.588	162.82	0.00
25-34歳	-0.151	0.102	0.189	0.144	0.374	-0.532	-0.125		
35-44歳	-0.161	0.069	-0.102	0.098	-0.219	-0.018	0.333		
45-54歳	0.070	-0.140	-0.395	0.483	-0.806	0.155	0.633		
55-69歳	0.387	-0.025	-0.824	-0.068	-0.725	0.507	0.747		
未婚(既婚=1)	0.077	0.290	-0.002	-0.284	0.108	-0.153	-0.036	9.49	0.15
家族人数	0.027	-0.008	0.010	0.176	0.267	-0.266	-0.206	33.74	0.00
子供人数	0.196	0.011	0.086	-0.107	-0.154	0.124	-0.155	12.62	0.05
学歴・修業年限	0.002	-0.043	0.033	0.008	0.045	0.017	-0.061	6.52	0.37
世帯年収									
400万円未満	-0.014	0.039	0.225	0.160	0.019	-0.490	0.061	51.23	0.00
400万円以上550万円未満	-0.017	0.113	-0.256	0.335	0.153	0.200	-0.529		
550万円以上700万円未満	0.112	0.050	-0.003	-0.050	-0.018	0.091	-0.183		
700万円以上900万円未満	0.032	-0.089	0.125	-0.052	-0.112	-0.123	0.220		
900万円以上	-0.114	-0.114	-0.091	-0.394	-0.042	0.322	0.431		

注. 係数値が+/-0.1 を超えた場合を太字で示す。また、本表は本研究の分析対象者 2,595 人の結果である。

まず、変更を行わなかった変数に着目すると、係数はわずかに変動するものの、解釈上の差異は生じなかった。次に、変更を行った変数について解釈していく。「ブランドのリピート性向」は変数全体の有意性でみると、 p 値は 0.12 であり、表 4.8 で示した「ブランド・店舗のリピート性向」の p 値 0.08 に比べて下がる傾向にあった。各セグメントの結果でみるとセ

グメント 6 の係数が 0.140(変更前は 0.126), セグメント 7 が 0.128(変更前は 0.164), セグメント 3 が -0.154(変更前は -0.120)であった。この結果には、オンライン購買を多く行うマルチチャネル購買者であるセグメント 6 と実店舗も多く利用するマルチチャネル購買者であるセグメント 7 の間で係数の大きさが逆転しているという違いが表れている。その理由にはオンラインでの買い方特性が関係していると推察できる。EC サイトで購買を行う場合、過去の注文履歴を使って新規注文を繰り返すことが容易である。それゆえ、本節の検証では「ブランドのリピーター性向」として操作した場合にセグメント 6 の係数が大きくなっているが、決まったブランドを一定頻度で買い続ける人のオンライン購買との相性の良さが表れていると推察できる。続いて、「店舗・買い方のリピーター性向」をみると、変数全体の p 値は 0.77 であり、有意にならなかった。また、各セグメントの係数として、セグメント 7 では 0.105 であり、元の変数である「ブランド・店舗のリピーター性向」と同様に正に影響することが示唆された。一方、元の変数である「ブランド・店舗のリピーター性向」で特徴が表れたセグメント 6, セグメント 3 は、「ブランド・店舗のリピーター性向」と正負の符号は一致するものの、係数は小さい結果であった。

「他者受容」については、変数操作の変更後、全体の p 値は 0.77 であり、変更前の p 値 0.52 と同様に有意になっていない。また、表 4.8 の変更前の結果をみると、セグメント 3 の係数が 0.101, セグメント 7 が -0.163 であったが、表 4.10 の変更後をみると、セグメント 3 の係数が 0.088, セグメント 7 が -0.063 と正負の符号は同じだが、係数は小さい結果であった。

以上より、本節では心理属性操作の妥当性を優先した改善を試みたが、信頼性とセグメントの説明力の観点、および、4.2.4 節で述べた本研究の立場を踏まえ、本研究では表 4.4 の心理属性を採用することとする。

しかしながら、本節の検証は収集データの都合から既に聴取された項目における操作に留まっていることに限界を抱えている。本節の結果を踏まえ、今後より適切な心理属性を用いていくための知見を整理しておきたい。第 1 として、「ブランド・店舗のリピーター性向」はブランドと店舗でそれぞれセグメントに対する影響が異なることが推察されるため、今後は信頼性を伴う形でそれらを適切に識別した変数化を行うことが望ましいと考える。その際、本研究で定義した「リピーター性向」はマーケティング研究上の「行動ロイヤリティ」を捉えているに過ぎず、4.5 節の今後の課題で述べたように、より深い議論につなげていくためには、ブランドと店舗それぞれへの心理的結びつきの強さを表す「心理ロイヤリティ」を伴った「真のロイヤリティ」を捉えていくことが望ましいと考える。第 2 として、「他者受容」については変数操作変更前と後のいずれにおいてもクロンバック α は 0.7 を下回り、セグメントへの説明力も限定的であったため、改善を行っていくことが望まれる。その際、本研究では「他者受容」の質問項目にチャネルの使い方に関する視点が入っていないことが課題だと考える。例えば、「私のチャネルの使い方を他人に批判されるのは嫌だ」、「チャネルの使い方を人に受け入れられることは私にとって重要だ」といったようにチャネル利用に文脈を限定して他者受容を捉えていけば、よりセグメントに対する説明力が向上するものと推察する。

第5章 購買チャネル選択の動的モデル

前章の研究は、消費者のチャネル利用を横断面データによって捉えたものである。本章では、消費者のチャネル選好が時間経過と共に動的に変化することを仮定し、縦断データを用いてそれらを捉えていく手法を提案する。これにより、「経時的にどのような人がマルチチャネル購買を行うようになってきたのか」という課題に対応していくことを目指していく。

なお、本章の研究は、(1) 現状のマルチチャネル購買者が少ないことを考慮し、「それまでオンライン購買を経験したことがなかった人が初めてオンライン購買を行った場合、その後どのように買い方が変化していくのか」という問題に焦点をあて、(2) 特定のカテゴリの購買を対象とし、特定のカテゴリのチャネル選択は、商品カテゴリ特有の買い方の問題なのか、それとも、買い方全般(すなわち、日用消費財全般の買い方)の問題なのかについて議論をし、(3) 各購買機会という時点毎のチャネル選択に焦点をあてる位置づけとして行った。

5.1 背景と目的

オンラインと実店舗を使い分ける消費者が増えるに伴い、複数チャネルを展開する小売企業や消費財販売メーカーでは、各チャネルに対して販促投資をどのように配分していくかといった喫緊の課題を抱えている(山崎, 2017)。変化を続ける市場の中で企業が戦略を考えていくためには、消費者を起点にその行動を理解していくことが求められる。とりわけ、発達期にある市場では、消費者のチャネル選好の経年変化を捉えていくが必要になるだろう。

また、企業のマーケティング環境がデジタル化によって大きく変わりつつあることにも注目する必要がある。マーケティングのデジタル化は、(1) 消費者個人に対してのリーチを容易にし、(2) 細かい時間粒度・早いサイクルで消費者に施策を実行できる利点をもたらしている(Leeflang et al., 2014)。また、デジタル広告配信などのコミュニケーション施策はTV広告などの伝統的な施策に比べて安価に実施できるため、多くの企業で導入が進んでいる。これに伴い、マーケティングで求められる要素も変わりつつある。従来型のマーケティングで求められる「誰に・どのような施策」を実施すべきかといった要素に加え、「いつ」実施すべきか、すなわち、消費者へアプローチする「タイミング」の概念がより重要になってきていることが、デジタル時代のマーケティングの大きな特徴である。

そこで本研究では消費者のオンライン・オフラインのチャネル選択行動に着目して、その時間的变化を捉えることを狙いとした隠れマルコフモデルを用いたモデリングを提案する。さらに、そのモデルに潜在クラスを導入した混合隠れマルコフモデル(Mixture Latent (or Hidden) Markov Model, Van de Pol & Langeheine, 1990; Vermunt, Tran & Magidson, 2008)により、消費者間の異質性を捉えていく。その上で、実務的意義として、企業のターゲット戦略および施策の実施タイミングに関する知見を導き、デジタルマーケティングへの接点構築を期待する。

5.2 先行研究

5.2.1 マルチチャネル選択行動のモデル化

2.2 節で述べたようにマルチチャネルを扱う研究は様々な文脈で進められているが、それらを Verhoef et al. (2015)は(1)チャネル効率、(2)チャネル間のショッパー行動、(3)小売ミックスという三つのトピックに集約している。本研究は2つめのトピックに位置付けられる。特に、消費者のチャネル選択行動のモデル化に焦点をあてる。

また、消費者のチャネル選択行動のモデル化手法は 2.5 節で整理した先行研究が存在している。よく用いられる手法には、ロジットモデル(Chu et al., 2008; Chu et al., 2010; Melis et al., 2015)や回帰モデル(Chintagunta et al., 2012)がある。また、チャネル選択だけでなく、購買生起や購買量まで捉えることに興味がある場合、その一連のプロセスをモデル化するために Amemiya (1984)の Type II Tobit Model や Heckman (1979)の Sample Selection Model が用いられることがある(Ansari et al., 2008; Breugelmans & Campo, 2016; Li et al., 2017)。日本市場におけるオンライン・オフラインのチャネル選択を扱った研究は非常に少ないが、類似の研究として、猪狩・星野(2016)では購買間隔と購買量を対象に、競合リスクモデルと回帰モデルを用いた同時推定手法を提案している。

一方で、これらのモデル化では期中の消費者の選好変化を捉えていない。日本の EC 市場規模は毎年増加を続ける発達期にあることを踏まえると、市場の発達に伴って消費者の選好も移り変わると考えるほうが自然であろう。例えば、半年前までオンライン購買を行ったことがなかった消費者が、ある時点を境に頻繁にオンライン購買を行うようになるといった現象が起こりうる。実務的な観点でみれば、小売業やメーカーはこうした変化を見越して消費者を理解し、チャネル戦略を考えていく必要がある。市場調査会社の Nielsen 社は、調査レポート(Nielsen, 2017)にて「一度オンラインで購入すると、その後はずっとオンラインなのか?」というリサーチトピックをとりあげている。彼らの調査では、質問調査を集計した結果、耐久財カテゴリやサービスカテゴリでは、一度オンライン購買を経験した消費者は引き続きオンラインを選びやすいが、日用品や食品といった頻繁に購買されるカテゴリでは、購買形態が混在しやすいことを示唆している。購買形態が混在するカテゴリでは、単純な集計だけで消費者を捉えることは難しく、モデル化によるアプローチが有効だと考えられる。

このような問題意識の下で、消費者の選好変化を捉える代表的なモデルとして、隠れマルコフモデル(Hidden Markov Model: HMM, Baum, Soules & Weiss, 1970)がある。隠れマルコフモデルは消費者行動の背後に有限個の離散的な潜在状態変数を仮定し、ある時点での消費者の行動は潜在状態に基づいて行われるとするモデルである。潜在状態は直接観測できない消費者の心理状態として解釈することも可能であり(山口, 2015)、同一の消費者内での購買機会毎の反応の違いを潜在状態(心理状態)の変化を媒介として捉えていくことが可能になる。隠れマルコフモデルはマーケティング分野、とりわけ、顧客関係管理(CRM)の文脈で幅広く活用されている(Montgomery, Li, Srinivasan & Liechty, 2004; Du & Kamakura, 2006; Netzer, Lattin & Srinivasan, 2008; Li, Sun & Montgomery, 2011; Zhang, Netzer & Ansari, 2014; 山口, 2015)。山口(2015)は隠れマルコフモデルが消費者行動の時間的異質性を捉えることができるモデルであることを説明し、その意義を「従来の消費者の異質性を考慮した分析モデルに『タイミング』

という単位を加え、消費者×タイミングというよりきめ細かい単位でマーケティング施策につなげていくことができる」と示唆している。本研究は、市場特性と実務的ニーズの観点からみて、隠れマルコフモデル、特に、混合隠れマルコフモデルが消費者のチャネル選択を扱うモデルとして有効に機能することを期待して分析に用いていく。

消費者のチャネル選択問題への混合隠れマルコフモデルの適用例は少ないが、一部存在している。Chang (2012)は洋服を販売する小売業者データにおけるオンライン、実店舗、カタログのチャネル選択問題に対して、混合隠れマルコフモデルを適用した。彼らの研究では消費者の購買機会における潜在的な状態に対して、チャネル毎の購買経験とマーケティング・コミュニケーション回数が与える影響を捉えている。Chang & Zhang (2016)では Chang (2012)を購買生起、チャネル選択、購買量の問題へと拡張している。その結果、二つの状態(*inactive* 状態: 実店舗を選択しやすい状態, *active* 状態: オンラインまたは実店舗を選択しやすい状態)を抽出している。また、一度 *active* 状態になった消費者の維持には、オンラインチャネル利用経験の蓄積が寄与していることを示唆している。

しかしながら、これらの研究は特定企業の購買者の分析に留まっており、競合企業を含む消費者の購買行動に一般化されていない。また、チャネル購買形態が混在しやすい日用消費財カテゴリは扱われていない。加えて、チャネル選択時に影響する要因の考慮も限定的である。以降では、消費者のチャネル選択に関わる諸要因をレビューし、本研究の課題を提示する。

5.2.2 チャネル選択に関わる諸要因

消費者のチャネル選択に関わる要因について、Neslin et al.(2006)は 2.2 節でレビューしたように、チャネル特性、マーケティング変数、社会的影響、チャネル統合、状況要因、個人差の 6 つに分類している。本研究で用いる混合隠れマルコフモデルは消費者の購買機会における潜在状態を仮定して消費者反応を捉えていくことに特徴がある。その潜在状態が購買機会に依存する何らかの要因の影響を受けている場合、その要因を説明変数として考慮していくことが望ましい(Zucchini, MacDonald & Langrock, 2016)。

そこで本研究では Neslin et al. (2006)の分類に対して、消費者固有の特性と購買機会に依存する特性という視点を加えた。表 5.1 がその整理である。本研究における消費者固有の特性とは、その消費者が有する環境的特性、社会経済的特性、心理的特性と捉え、購買時にその状況が容易に変わらないものとして扱う。一方、購買機会に依存する特性は、消費者が購買する商品に依存する特性(e.g., 商品価格、値引き、品揃え、取引コスト)、マーケティング変数、状況要因(e.g., 天気、週末)、購買経験の蓄積として捉え、購買機会毎に可変であり、消費者の潜在状態に寄与しうる要因として扱う。これにより、本研究では、消費者固有の特性によって消費者間の違いを説明し、購買機会に依存する特性によって同一消費者内の状態を説明していくことを目指していく。

表 5.1 マルチチャネル選択に関わる諸要因

要因		消費者固有 の特性	購買機会に 依存する特性	文献
チャネル特性	商品価格・値引き		✓	Noble, et al. (2005); Verhoef et al. (2007); Konus et al. (2008); Chu et al. (2010); Breugelmans & Campo (2016); Fassnacht & Unterhuber (2016); Cavallo (2017)
	利便性	✓		Verhoef & Langerak (2001); Nicholson et al. (2002); Chinagunta et al. (2012); Melis et al. (2016)
	アクセス性	✓		Kumar & Venkatesan (2005); Briesch et al. (2009); Campo & Breugelmans (2015); Chintagunta et al. (2012); Pozzi (2013); Melis et al. (2016)
	取引コスト・品揃え		✓	Chintagunta et al. (2012)
マーケティング変数	チャネル品質・リスク認知	✓		Bhatnagar & Ghose (2004); Campo & Breugelmans (2016)
	商品カテゴリとの関連性	✓		Kushwaha & Shanker (2013)
	コミュニケーション施策 (e.g., Email, ちらし)		✓	Knox (2005); Ansari et al. (2008); Valentini et al. (2011); Chang & Zhang (2016)
社会的影響	メッセージの内容		✓	Montaguti et al. (2015)
	社会的規範	✓		Nicholson et al. (2002); Keen et al. (2004); Verhoef et al. (2005); Verhoef et al. (2007)
チャネル統合	チャネル間のシナジー	✓		Burke (2002); Motoya-Weiss et al. (2003); Avery et al. (2007)
	購買プロセス	✓		Kim & Park (2005); Verhoef et al. (2007); Konus et al. (2008); Sands et al. (2016)
状況要因 個人差	物理条件や時事条件		✓	Chinagunta et al. (2012)
	過去の購買経験		✓	Valentini et al. (2011); Rose et al. (2012); Melis et al. (2015); Falk et al. (2007); Konus et al. (2008); Chu et al. (2010); Valentini et al. (2011) Chinagunta et al. (2012); Sands et al. (2016)
	デモグラフィック属性	✓		Ailawadi et al. (2001); Konus et al. (2008); Wang et al. (2014); Keyser et al., 2015; Sands et al. (2016)
	心理属性	✓		

5.2.3 本研究の課題

既存研究を整理すると、マルチチャネル選択行動のモデル化の課題は二つに集約できる。

第1に、EC市場の発達に伴い、消費者の選好も変化する中で、その変化を捉えるモデルを構築することである。本研究では混合隠れマルコフモデルを用いて一度オンラインで購入した消費者(初回オンライン購買者)のチャネル選択を捉えていく。初回オンライン購買者を対象にしたチャネル選択分析には Melis et al. (2015)など一部の例があるが、消費者選好の変化を捉えたものではない。また、モデル的アプローチが有効だと考えられる日用品や食品といった頻繁に購買され、購入形態が混在しやすいカテゴリを対象として扱う。

第2に、チャネル選択問題に混合隠れマルコフモデルを適用した先行研究(Chang, 2012; Chang & Zhang, 2016)で扱われていない諸要因を考慮していくことである。本研究では、消費者固有の特性と購買機会に依存する特性を考慮することでモデルの精緻化を図る。また、特定企業ではなく、競合企業を含む市場全体を把握した研究は少なく、研究の発展が求められる。

結果として、以下の示唆を得ることを狙いとする。(1) 消費者の購買機会時の状態を捉えることで、施策を打つべきタイミングに関する示唆を得る。(2) 初回オンライン購買後、オンラインで購入し続ける消費者とそうでない消費者の差異を特定する。(3) 購買機会時の消費者の状態に影響する要因を特定する。その上で、モデルによって得られた結果をデジタルマーケティングへ適用していく場合の実務的知見を導いていく。

5.3 データ

本研究では 2.4.3 節で説明した株式会社インテージが運用する全国消費者パネル調査(SCI)を使用する。本研究では SCI データのうち、ヘアケアカテゴリ(シャンプー、リンス、トリートメント、アウトバスヘアケア)を対象にする。ヘアケアカテゴリは日用消費財の中では比較的オンライン購入率が高く、伸び率も高いため、分析市場として適切であると本研究では判断した。

本研究では 2015 年 7 月～2017 年 6 月の 24 ヶ月のデータを得た。初回オンライン購買者を分析した Melis et al. (2015)を参考に、このデータを初期化期間(2015 年 7 月～12 月の 6 ヶ月)、推定期間(2016 年 1 月～2017 年 3 月の 15 ヶ月)、検証期間(2017 年 4 月～2017 年 6 月の 3 ヶ月)に区切って使用する。まず、初期化期間は初回オンライン購買者を識別するための期間である。本研究では初期化期間のうち、一度もオンライン購買をしていない人を初回オンライン購買者として識別する。実際には対象者が 2015 年 7 月以前にオンライン購買を行っている場合も考えられるが、本研究では、推定期間以前にオンライン購買の習慣が形成されていない人を抽出する狙いでこの操作を行っている。なお、以降、本研究の結果から「初めてオンライン購買を行った人」を解釈していく時には、この定義の下で初回オンライン購買機会から少なくとも半年以内にオンライン購買が発生していない人を意味するものとする。次に、推定期間はモデル推定に用いる期間である。推定期間の最初の 3 ヶ月間でオンライン購買が観測された人を分析対象者とする。推定期間のデータは最初のオンライン購買機会以降のデータを対象とし、消費者毎で異なる観測期間を設定している。最後に、検証期間は推定されたモデルの精度を評価する期間であり、モデルの精度を推定値との比較において確認する際に使用する。また、一定程度、対象カテゴリに対して購買がある人たちを対象とするため、猪狩・星野(2016)と同様に推定期間中、5 回以上カテゴリ購買をチャンネルに関わらず行った人を対象とする。結果として、本研究では 1,332 サンプルを分析対象者とした。表 5.2 にこれらの対象者選定を順次行った結果、表 5.3 に記述統計を示した。なお、本章では、実店舗購買をオンラインと対比させる目的で「オフライン購買」と呼び、以後扱っていく。

なお、本研究ではカテゴリ購買経験者のうち、5%未満の分析対象者を抽出しているが、この比率は初回オンライン購買者を抽出した Melis et al. (2015)と同程度であり、妥当であると考ええる。より詳細には、彼らは食品カテゴリ全般の購買について 10%未満の抽出を行っているが、本研究は特定カテゴリの分析のため、猪狩・星野 (2016)の条件を加味すれば、同程度である。また、日用消費財カテゴリは 2.1 節で述べたように、今後のオンライン購買の伸びが期待されるため、初回オンライン購買者に焦点をあてて研究することには意義があると考ええる。

表 5.2 対象者選定ファネル

選定ファネル	サンプルサイズ
推定期間中,対象カテゴリの購買が一度以上ある購買経験者	29,299
推定期間中,対象カテゴリのオンライン購買が一度以上ある経験者	9,007
推定期間中,5回以上購買機会があった対象者	5,980
推定期間の最初の3ヶ月間でオンライン購買が観測された対象者	3,095
初期化期間において, オンライン購買が観測されなかった対象者	1,332

注. 本表は該当期間の SCI データにおけるヘアケアカテゴリ購買者 29,299 人から, Melis et al. (2015)および猪狩・星野(2016)の条件を参考に初回オンライン購買者を識別するプロセスを表している。

表 5.3 記述統計

	推定期間	検証期間
サンプルサイズ	1332	1332
期間	2016年1月～ 2017年3月	2017年4月～ 2017年6月
購買機会数	14143	2810
平均購買機会数	10.6	2.1
全購買機会に占める		
オンライン購買割合	43.9%	38.5%
オフライン購買割合	56.1%	61.5%
個人毎のオンライン購買割合の分布		
20%未満	24.2%	36.0%
20%以上40%未満	23.9%	9.1%
40%以上60%未満	17.3%	11.5%
60%以上80%未満	15.6%	4.8%
80%以上	19.0%	20.4%
購買機会なし	—	18.2%

5.4 モデル

5.4.1 モデル定義

本節では分析に用いる混合隠れマルコフモデルを紹介する。 y_{it} を消費者 i ($i = 1, \dots, N$)の t 回目の購買機会($t = 1, \dots, T_i$)におけるチャネル選択試行(確率変数 Y_{it})の実現値とする。オフラインを選択した場合, $y_{it} = 0$, オンラインを選択した場合 $y_{it} = 1$ とする。隠れマルコフモデルでは消費者の選択の背後に離散的な潜在状態 Z_{it} ($Z_{it} = k_t$), $k_t = 1, \dots, K$ を仮定する。各消費者の潜在状態は1次のマルコフ過程の仮定に従って動的に変化する。これにより消費者の選好変化を捉えることが可能になる。潜在状態は直前の状態にのみ依存し, それ以前の状態変化からは独立していると仮定される。さらに, 本研究ではこのモデルに潜在クラス W_i ($W_i = l$), $l = 1, \dots, L$ を導入する。消費者を潜在クラスに確率的に所属させた後, 複数の潜在クラス毎の隠

れマルコフモデルを混合させたものは「混合隠れマルコフモデル」と呼ばれ、本研究ではこのモデルを用いていく。

まず、消費者*i*の購買機会 T_i に至るまでのチャネル選択における同時確率は式(5.1)で表すことができる。

$$\begin{aligned}
& P(Y_{i1} = y_{i1}, \dots, Y_{iT_i} = y_{iT_i}) \\
&= \sum_{l=1}^L \sum_{k_1=1}^K \dots \sum_{k_{T_i}=1}^K P(Y_{i1} = y_{i1}, \dots, Y_{iT_i} = y_{iT_i} | Z_{i1} = k_1, \dots, Z_{iT_i} = k_{T_i}) \\
&\quad \times P(Z_{i1} = k_1, \dots, Z_{iT_i} = k_{T_i} | W_i = l) P(W_i = l) \\
&= \sum_{l=1}^L P(W_i = l) \sum_{k_1=1}^K \dots \sum_{k_{T_i}=1}^K \left[\prod_{t=1}^{T_i} P(Y_{it} = y_{it} | Z_{it} = k_t, W_i = l) \right. \\
&\quad \times \left. \prod_{t=2}^{T_i} P(Z_{it} = k_t | Z_{it-1} = k_{t-1}, W_i = l) \times P(Z_{i1} = k_1 | W_i = l) \right] \\
&= \sum_{l=1}^L P(W_i = l) L_{iT_i l}
\end{aligned} \tag{5.1}$$

ここで、 $P(W_i = l)$ は消費者*i*の潜在クラス*l*への所属確率、 $L_{iT_i l}$ は消費者*i*の尤度を表している。本モデルにおける対数尤度は消費者*i*の対数尤度を足し上げることにより式(5.2)で表すことができる。

$$\ln L = \sum_{i=1}^N \ln \left[\sum_{l=1}^L P(W_i = l) L_{iT_i l} \right] \tag{5.2}$$

式(5.1)はモデルの構成要素である潜在クラスへの所属確率、状態依存分布、状態遷移確率、初期状態確率を表している。以降では、各要素について説明する。

まず、チャネル選択は潜在状態と潜在クラスに依存した確率分布(状態依存分布)に従って発生すると仮定する。本研究ではチャネル選択試行の実現値 y_{it} が二値変数であることから、確率変数 Y_{it} の分布をベルヌーイ分布と仮定する。

$$\begin{cases} P(Y_{it} = 0 | Z_{it} = k_t, W_i = l) = 1 - p_{kl} \\ P(Y_{it} = 1 | Z_{it} = k_t, W_i = l) = p_{kl} \end{cases} \tag{5.3}$$

次に、潜在クラスへの所属確率は消費者*i*の固有の説明変数 \mathbf{d}_i を用いた多項ロジットモデルを用いて式(5.4)で表現する。

$$P(W_i = l) = \frac{\exp(\gamma_{l0} + \mathbf{d}_i' \boldsymbol{\gamma}_l)}{\sum_{l=1}^L \exp(\gamma_{l0} + \mathbf{d}_i' \boldsymbol{\gamma}_l)} \tag{5.4}$$

ここで、 $\boldsymbol{\gamma}_l$ は係数ベクトル、 γ_{l0} は定数項である。ロジットモデルの識別性のため、 $\gamma_{l0} = 0$, $\boldsymbol{\gamma}_l = \mathbf{0}$ という制約をおく。また、 $0 < P(W_i = l) < 1$, $\sum_{l=1}^L P(W_i = l) = 1$ である。

また、購買機会 $t-1$ 回目から t 回目の潜在状態の変化は、個人*i*がもつ状態遷移確率の行列(遷

移確率行列) $Q(Z_{it}, Z_{it-1})$ に従って発生すると仮定し、式(5.5)で表現する。その要素 $q_{ih,f} = P(Z_{it} = f | Z_{it-1} = h)$ は $t-1$ 回目の状態 h から t 回目の状態 f への遷移確率を表す。

$$Q(Z_{it}, Z_{it-1}) = \begin{bmatrix} q_{i11} & \cdots & q_{i1K} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ q_{iK1} & \cdots & q_{iKK} \end{bmatrix} \quad (5.5)$$

遷移確率行列は潜在状態の数 K により $K \times K$ の形式をとる。ただし、 $\sum_{f=1}^K q_{ih,f} = 1$, $0 \leq q_{ih,f} \leq 1$ である。本研究では状態の遷移が起きた場合(すなわち、 $h \neq f$)の確率を、購買機会 t に依存する説明変数 \mathbf{x}_{it} を用いた遷移ロジットモデル (transition logit model) により式(5.6)で表現する。状態の遷移が起きない場合(すなわち、 $h = f$)は0に固定する。

$$\log \frac{P(Z_{it} = f | Z_{it-1} = h, W_i = l, \mathbf{x}_{it})}{P(Z_{it} = h | Z_{it-1} = h, W_i = l, \mathbf{x}_{it})} = \begin{cases} \theta_{lhf0} + \mathbf{x}_{it}' \boldsymbol{\theta}_{lhf} & \text{for } h \neq f \\ 0 & \text{for } h = f \end{cases} \quad (5.6)$$

ここで、 $\boldsymbol{\theta}_{lhf}$ は l 番目の潜在クラスにおける状態 h から f への遷移における係数ベクトルであり、 θ_{lhf0} は定数項である。

初期状態確率 $P(Z_{i1} = k_1 | W_i = l) = \pi_i$ は、消費者 i の K 次元ベクトルによって $\boldsymbol{\pi}_i = (\pi_{i1}, \pi_{i2}, \dots, \pi_{iK})'$ と表せる。本研究の場合、遷移確率行列に時間によって変化する説明変数 \mathbf{x}_{it} を組みこんでいるため、遷移確率行列に定常分布の存在を常に仮定することができない。そこで、Netzer et al. (2007)や山口(2015)と同様に、 $\boldsymbol{\pi}_i = \boldsymbol{\pi}_i \overline{\mathbf{Q}}_{lw}$, $\sum_{k=1}^K \pi_{ik} = 1$ という式を解くことにより、 $\boldsymbol{\pi}_i$ を求める。ただし、 $\overline{\mathbf{Q}}_{lw}$ は、各潜在クラスに属する全消費者及び全期間の説明変数の平均値を用いて、(5.5)及び(5.6)式で推定されたパラメータから計算した消費者 i の遷移確率行列である。

パラメータの推定には EM アルゴリズムの一種である Baum-Welch アルゴリズムを用いる。また、本研究では提案モデルの妥当性を検証するため、潜在クラス数と潜在状態数を変化させ、推定期間データにおけるベイズ情報量規準(BIC)および検証期間データにおけるヒットレートを基準にモデル選択する。BICによるモデル選択は隠れマルコフモデルを用いた多くの先行研究で用いられており、本研究でも同様の規準を採用する(Chang & Zhang, 2016; Li et al., 2011; Du & Kamakura, 2006)。これらの議論によって消費者間での違い(潜在クラス)を区別すべきか、消費者内での違い(潜在状態)を区別すべきかを判断することが可能になる。潜在クラス、潜在状態を共に1にした場合は、 y_{it} を目的変数、 \mathbf{x}_{it} を説明変数としたロジスティック回帰モデルに相当する。潜在状態が1の場合は、潜在クラスモデル(Gupta & Chintagunta, 1994)に相当する。潜在クラス数が1の場合は、隠れマルコフモデルに相当する。

5.4.2 変数定義

まず、潜在クラスを規定する説明変数 \mathbf{d}_i に用いる消費者固有の特性について説明する。本研究ではデモグラフィック属性によって消費者間の違いを表現する。デモグラフィック属性は実務上、一般的な企業でも入手しやすく、企業のマーケティング・プラン策定の際に役立てやすい。そのため、潜在クラスを用いた研究でセグメンテーションの変数として用いられる場合が多い(猪狩・星野, 2016)。本研究では、性別(男性を1とするダミー変数)、年齢(連続変数)、家族人数(連続変数)、子供有無(17歳以下の子供がいる場合1、そうでない場合0)、職業(フルタイムジョブ; フルタイムの職についている場合1、そうでない場合0)を変数に用いる。

次に購買機会に依存する説明変数 x_{it} について説明する。2.2 節で示した要因を購買経験に関する要因と購買シーンに関する要因に分ける。表 5.4 にその定義を示した。

購買経験には Chang & Zhang (2016)と同様の定義を採用し、本研究の分析対象であるヘアケアカテゴリのオンライン購入金額の $t-1$ 期までの累積和を用いる。購買経験を扱った先行研究(Falk et al., 2007; Chang, 2012; Melis et al., 2015; Chang & Zhang, 2016)に基づけば、当該カテゴリのオンライン購買経験の増加は、消費者のオンライン選択に影響を与えることが予想される。その一方で、当該カテゴリの経験だけでなく、消費者の購買習慣が全般的にオンラインへとシフトし、チャネル選好が変化する場合も考えられるだろう。実際に Kumar & Venkatesan (2005)ではマルチチャネル購買者の特徴として、複数カテゴリを横断した購買が多い傾向を挙げている。そこで、本研究では日用消費財全般の購買経験を変数に追加する。具体的には、日用消費財全般のオンライン購入金額の $t-1$ 期までの累積和を変数として用いる。日用消費財全般は SCI の全カテゴリデータを対象とし、食品(生鮮・惣菜・弁当を除く)、飲料、日用雑貨品、化粧品、医薬品を含んでいる。

購買シーンに関する要因には次の六つを用いる。第 1 は値引率である。価格の安さはオンラインで商品を購入する動機になり、オンライン価格が店頭価格に比べて大きく値引きされている場合、オンラインでの購入につながりやすい(Chu et al., 2008; Fassnacht & Unterhuber, 2016)。本研究では t 期に購買された商品の値引率を用いることによって、値引きの大きさとチャネル選択の関係を捉えていく。第 2, 第 3 は価格帯である。洋服などの高価格な商品に比べ、日用消費財は低価格であるがゆえに、オンライン購買にかかる余剰コスト (e.g., 配送費や配送時間) に関係してオフラインでの購買がされやすい(Chintagunta et al., 2012; Melis et al., 2015)。一方で、ヘアケア商品のように価格帯が広く、高価格な商品も多く存在するカテゴリでは必ずしもその関係があてはまるとはいえない。そこで、本研究では t 期に購買された商品に対する高価格または低価格のダミー変数を用いる。高価格商品はオンラインの選択、低価格商品はオフラインの選択に影響を与えると考えられる。第 4 はまとめ買いである。購買時の品数が多いほど、オンラインでの購買はされやすくなる(Chintagunta et al., 2012; Briesch et al., 2009)。これにはサイズや重量に関係して、持ち運び時の負担を避けたい消費者の傾向が関係している。本研究では購入時の商品の個数を変数として用いる。第 5 はマイナーブランドである。店頭に置くことができる商品の種類は限られているため、オンラインチャネルの強みは希少性の高い商品やロングテイル商品を取り揃えて販売できることにある(Verhoef et al., 2015)。特にヘアケアカテゴリのように市場に多数の商品が存在する場合には、欲しい商品が店頭で入手できるとは限らない。本研究では購入者の少ないマイナーブランドを購入する場合をダミー変数として用いる。第 6 は休日である。オンライン購買は場所や時間を問わず行うことができる。Chintagunta et al. (2012)によれば、休日よりも平日の方がオンラインで購買する傾向が高まることが示唆されており、時間的に余裕がある休日はオフラインで購買されることが推察される。本研究では休日のダミー変数を用いる。

表 5.4 説明変数の定義

購買経験	
カテゴリのオンラインチャネル利用経験	当該カテゴリのオンラインチャネルでのt-1期までの購入金額の累積和
日用消費財全般のオンラインチャネル利用経験	日用消費財全般のオンラインチャネルでのt-1期までの購入金額の累積和
購買シーン	
値引き率	通常価格を1としたときの販売価格の掛け率。t期に購買された商品の合計で算出
高価格商品	t期に購買した商品の定価が1000円以上のものを含む場合1, そうでない場合0
低価格商品	t期に購買した商品の定価が300円以下のものを含む場合1, そうでない場合0
まとめ買い	t期に購買した商品の個数
マイナーブランド	t期に購買した商品(ブランド)が分析対象者内の購入率の順位30位以下の場合1, そうでない場合0。購入率は容量の違いは考慮せず, ブランド単位で算出。
休日	t期が休日の場合1, そうでない場合0

5.5 実証分析

5.5.1 モデル選択

表 5.5 にモデル選択結果を示した。BIC により、推定された潜在クラス数は 3、状態数は 2 をベストモデルとして選択した。また、検証期間データにおけるヒットレートの観点からも同様の結果が支持された。これにより、消費者のチャネル選択問題においては、消費者間の違いと消費者内での違いを共に区別することが有効であるという示唆が得られた。

表 5.5 モデル選択結果

	クラス数	状態数	対数尤度	BIC	ヒットレート (検証期間)
Logistic Regression	1	1	-7021.2	14107.1	78.9%
	2	1	-6478.8	13130.3	83.7%
Latent Class Model	3	1	-6344.5	12969.6	85.6%
	4	1	-6298.7	12985.9	85.9%
	1	2	-6265.9	12661.3	87.2%
HMM	1	3	-6221.5	12831.5	86.8%
	1	4	-6223.3	13223.5	86.1%
	2	2	-5837.7	11977.5	89.8%
	3	2	-5739.6	11954.1	90.3%
Mixture HMM	4	2	-5689.2	12025.9	90.1%
(提案モデル)	2	3	-5753.6	12327.4	89.6%
	3	3	-5684.5	12620.9	89.4%

注. 本表における対数尤度, BIC は推定期間データ, ヒットレートは検証期間データより算出している。

5.5.2 消費者間の違い

得られた潜在クラス・セグメントについて説明する。表 5.6 に推定期間におけるセグメントの記述統計を示した。最も構成人数比率が高いセグメント 1 (38.7%)はオンライン購買割合が 45.0%，オフライン購買割合が 55.0%と約半数ずつであり，スイッチャー傾向をもつ人たちであることがわかる。2 番目に比率が高いセグメント 2 (35.1%)はオンライン購買割合が 20.8%，オフライン購買割合が 79.2%とオフライン復帰傾向をもつ人たちである。最も比率が低いセグメント 3 (26.2%)はオンライン購買割合が 78.3%，オフライン購買割合が 21.7%とオンラインを継続する傾向をもつ人たちである。これらの傾向を直感的に理解するため，図 5.1 に初回購買機会から 10 回目までのチャネル選択比率のプロファイリングを示した。初回購買機会は分析の設定上，全ての対象者においてオンラインが選択され，1 となる。それ以降は購買機会が観測された人を分母として比率を集計している。これを見ると，初回オンライン購買後，セグメント 1 はチャネル・スイッチを繰り返していること，セグメント 2 はオフライン購買に戻っていくこと，セグメント 3 はオンライン購買を続けることがわかる。

表 5.7 に潜在クラスのパラメータ γ_l の推定結果を示した。セグメント 1 を基準群とした場合，セグメント 2 は子供有無が負に 5%有意，セグメント 3 は男性が正に 1%有意であった。セグメントの記述統計からも同様の結果が見てとれる。本研究の結果からは，性別と子供有無が消費者間の違いに影響していることが示唆された。

表 5.6 セグメントの記述統計

		セグメント1	セグメント2	セグメント3	全体
セグメント概要	特徴	スイッチャー	オフライン復帰型	オンライン継続型	
	人数	516	467	349	1332
	オンライン購買割合	45.0%	20.8%	78.3%	43.9%
	オフライン購買割合	55.0%	79.2%	21.7%	56.1%
デモグラフィック集計	性別（男性＝1）	0.09	0.06	0.22	0.11
	年齢	42.99	44.67	42.69	43.56
	家族人数	3.08	3.06	2.94	3.04
	子供有無	0.45	0.34	0.39	0.39
	フルタイム就業	0.32	0.35	0.34	0.34

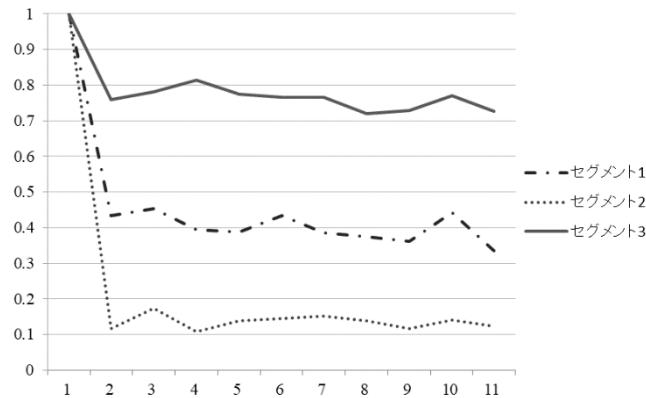


図 5.1 購買機会とチャネル選択比率のプロファイリング

注. 本図の分析は表 5.6 に示した各セグメントの対象者に対して実施している。

横軸は購買機会、縦軸はオンライン購買割合である。なお、初回購買機会は分析の設定上 1 となる。

表 5.7 潜在クラスのパラメータ推定結果

セグメント1			セグメント2			セグメント3		
			係数	標準誤差	p値		係数	標準誤差
定数項	-	γ_{21}	-0.365	0.510	0.47	γ_{31}	0.346	0.490
性別(男性=1)	-	γ_{22}	-0.348	0.343	0.31	γ_{32}	1.069	0.280
年齢	-	γ_{23}	0.003	0.009	0.70	γ_{33}	-0.011	0.009
家族人数	-	γ_{24}	0.095	0.088	0.28	γ_{34}	-0.095	0.096
子供有無	-	γ_{25}	-0.498	0.226	0.03 **	γ_{35}	-0.100	0.238
職業(フルタイム)	-	γ_{26}	0.054	0.203	0.79	γ_{36}	-0.308	0.222
								p値
								0.48
								0.00 **
								0.22
								0.32
								0.67
								0.17

注. 本表の分析は表 5.6 に示した各セグメントの対象者に対して実施している。

5.5.3 消費内の違い

推定された 2 つの潜在状態について説明する。まず、状態依存分布のパラメータ p_{kl} の推定結果から、各状態にいる時の {オフライン選択確率 $1 - p_{kl}$, オンライン選択確率 p_{kl} } の平均値を計算する。全サンプルにおいて、状態 1 にいる時の {オフライン選択確率, オンライン選択確率} は、{97.8%, 2.2%} であり、状態 2 にいる時は {0.1%, 99.9%} であった。すなわち、状態 1 はオフラインを選択しやすい状態を表すのに対して、状態 2 はオンラインを選択しやすい状態を表している。この傾向は各セグメントでも同様であり、状態 1 にいる時、セグメント 1 では {98.3%, 1.7%}, セグメント 2 では {97.1%, 2.9%}, セグメント 3 では {99.6%, 0.4%}, 状態 2 にいる時、セグメント 1 では {0.2%, 99.8%}, セグメント 2 では {0.1%, 99.9%}, セグメント 3 では {0.1%, 99.9%} であった。以降、本研究では状態 1 を inactive 状態、状態 2 を active 状態と呼ぶ。

なお、本研究では、購買チャネル数と潜在状態数が一致するモデルが採用され、inactive 状態とオフライン選択、active 状態とオンライン選択に対応関係が見られる。この場合、 $1 - p_{kl}$ は測定誤差 (measurement error) として捉えることができる。Van de Pol & Leeuw (1986) によれば、社会科学分野のような測定誤差を伴う分析対象では、測定誤差を許容しないマルコ

フモデル(本研究の場合 $P(Y_{it} = y_{it} | Z_{it} = k_t, W_i = l) = 1$ を仮定したモデル)に比べ、隠れマルコフモデルは測定誤差を許容できる点に優位性があることが示唆されている。付録 B.1 に本研究の提案モデルとマルコフモデルを比較した結果を記載した。本研究でも Van de Pol & Leeuw (1986)の示唆と同様に、隠れマルコフモデルの優位性が確認された。

表 5.8 に、 $t-1$ 期の購買機会から t 期に遷移するにつれて、状態がどの程度変化しているかを表す状態遷移行列を示した。これにより、各セグメントの状態の固定しやすさを解釈することができる。初回オンライン購買以降、inactive 状態へ固定しやすいのがセグメント 2 であり、active 状態へ固定しやすいのがセグメント 3 である。この結果は、後述する遷移行列のパラメータの定数項 θ_{lhfo} にも表れている。

表 5.8 t 期, $t-1$ 期の状態遷移行列

			t-1期	
			inactive	active
t期	全体	inactive	77.5%	44.0%
		active	22.5%	56.0%
	セグメント1	inactive	66.9%	55.0%
		active	33.1%	45.0%
	セグメント2	inactive	91.2%	80.4%
		active	8.8%	19.6%
	セグメント3	inactive	38.6%	20.1%
		active	61.4%	79.9%

注. 本表の分析は表 5.6 に示した各セグメントの対象者に対して実施している。

表 5.9 に遷移確率行列のパラメータ θ_{lhf} の推定結果を示した。係数の符号が正の場合、状態 h から状態 f への変化が起きやすく、負の場合、起きにくいことが解釈できる。また、セグメント間で係数の符号が同じ場合、全ての消費者で行動が類似し、異なる場合、セグメント特有の行動が表れていると解釈できる。

表 5.9 遷移確率行列のパラメータ推定結果

	セグメント1 スイッチャー		セグメント2 オフライン復帰型		セグメント3 オンライン継続型	
	inactive	active	inactive	active	inactive	active
	→active	→inactive	→active	→inactive	→active	→inactive
定数項	-1.047 **	0.373	-4.299 **	3.776 **	0.763	-0.786 **
カテゴリのオンライン購買経験	-5.903 **	5.349 **	9.164 **	-5.637 **	5.567 **	-1.676
日用消費財全般のオンライン購買経験	0.678 **	-0.770 **	0.047	-0.135	0.036	-0.289 **
値引率	-4.279 **	4.971 **	-1.008 *	3.080 **	-1.268 *	1.277 **
高価格	3.303 **	-2.870 **	4.103 **	-6.314 **	-1.175 **	-0.507 **
低価格	-8.221 **	8.246 **	-2.359	1.199	-1.952 **	1.840 **
まとめ買い	1.493 **	-1.718 **	0.290 **	-0.541 **	0.357 **	-0.702 **
マイナーブランド	1.669 **	-1.496 **	-1.160 **	3.067 **	0.714 **	-0.517 **
休日	-0.447 **	0.565 **	-0.510 **	0.377	-0.155	-0.215

** 5% 有意, * 10% 有意

注. 本表の分析は表 5.6 に示した各セグメントの対象者に対して実施している。

オンライン購買経験の与える影響は、セグメント間で違いが見られた。オフライン復帰型ではカテゴリの経験が有意になり、active 状態への遷移に影響を与えている。同様に、オンライン継続型では、カテゴリの経験が active 状態への遷移につながる正に有意な係数をとっている。また、日用消費財の経験は active 状態のままとどまる(active 状態→inactive 状態に対して負に有意)傾向が見られた。一方で、スイッチャーでは日用消費財全般のオンライン購買経験が蓄積されるほど active 状態に遷移しやすくなるが、カテゴリの経験は逆に inactive 状態への遷移に影響している。

オフライン復帰型およびオンライン継続型において、カテゴリのオンラインチャネル利用経験の蓄積がオンライン選択に影響を与えていた点は、Melis et al. (2015)や Chang & Zhang (2016)の知見と整合する。一方で、本研究ではスイッチャーに関する知見を新たに得た。スイッチャーでは日用消費財全般の EC 市場規模が拡大し、オンライン購買習慣が形成されていくにつれ、当該カテゴリのオンライン選択が高まっていくことが推察される。

次に購買シーンについて考察する。係数の符号が同じであるのは、値引率、低価格商品、まとめ買いであった。このうち、値引率、まとめ買いは全てのセグメントで有意であった。逆に、係数の符号が異なるのはマイナーブランド、高価格商品、休日であった。マイナーブランドを購入する場合、スイッチャーとオンライン継続型ではオンラインで購入しやすくなるが、オフライン復帰型はオフラインで購入しやすくなる。希少性の高い商品を取り揃えることはオンライン購入を加速させる要因であるが(Verhoef et al., 2015)、オフライン復帰型の場合は必ずしもそうではなく、店頭での実物の確認を必要としていることが推察される。高価格商品を購入する場合、スイッチャーとオフライン復帰型では active 状態への遷移に影響するが、オンライン継続型では状態変化につながらない。また、休日はスイッチャーとオフライン復帰型では inactive 状態への遷移に影響していたが、オンライン継続型では係数は有意にならなかった。

5.6 デジタルマーケティングへの実務的示唆

本研究はデジタルマーケティングが進む昨今のビジネス環境下において実務的意義を持つ。昨今、企業のデータマネジメントプラットフォーム（DMP）の整備が進み、企業は特定のターゲットに対して、特定の時期に柔軟に広告配信等の施策を打つことが可能になっている。その際に多くの企業の課題になるのが、「誰に」「どんな時に」広告を配信すれば良いのかを把握することである。本研究の手法では、「誰に」が潜在クラスによって識別され、「どんな時に」が時間的に変化する潜在状態によって識別される。さらに、その情報が離散値(フラグ)で提供されることも、実務家にとっては扱いやすい。分析で得られたフラグを DMP に入れ込み、実際に広告配信を行って重要業績評価指標(KPI; Key Performance Indicator)を監査する等すれば、高速に PDCA を回すことが可能になる。高度な解析を行う分析者(研究者)とその結果を基に運用を行う実務家をつなぐ橋渡しが「フラグ」というシンプルな情報であることは、昨今の実務現場およびプラットフォームの仕組み上の要請に適しており、研究と実務をつなぎやすい。具体的な実務現場を想定して一例を挙げると、以下のようなシナリオと活用が考えられる。

シナリオ. オフライン専業の小売業者が新規にオンラインでの販売チャンネルをオープンした。オンラインチャンネルで購買する見込みのある消費者にデジタル広告を配信したい。

活用. 配信対象をオンライン継続型およびスイッチャーの **active** 状態とする。オンライン継続型に優先的に配信を行い、予算とオンラインチャンネルでの販売実績を照らして監査を行いながら、不足がある場合、スイッチャーに配信を行っていく。

活用において重要になるのは、広告主(小売業者やメーカー)、分析者(研究者)、デジタルマーケティングの運用者が共同の場で議論を進めていくことだと筆者らは考えている。得てして複雑で実務的導入が難しくなりがちなマーケティング・モデルを、実務家でも簡便に解釈し、運用にのせていけることに、本研究の意義がある。本研究内では予算やシステム構築の都合で、広告配信実験をすることができなかったが、今後検討を進める予定である。

5.7 まとめと今後の課題

本章の研究では、経時的にマルチチャンネル購買をするようになってきた消費者の特性を捉える目的で行った。特に、日本の日用消費財市場のオンラインチャンネル利用が成長期にあり、現状マルチチャンネル購買者の比率が多くないことをふまえ、「はじめてオンラインで購買を行った人(初回オンライン購買者)」に焦点をあてた研究を行った。具体的に、初回オンライン購買者のその後のチャンネル選択の遷移を捉えるための混合隠れマルコフモデルを用いた消費者行動モデリングする手法を提案した。分析の結果、チャンネル選択の変容パターンとして、消費者間異質性を表す 3 つの潜在クラス・セグメント(スイッチャー:チャンネルを都度変える人たち、オフライン復帰型:初回オンライン購買後、実店舗購買に戻る人たち、オンライン継続型:初回オンライン購買後、オンライン購買を続ける人たち)と消費者内の時間異質性を表

す2つの潜在状態(active 状態:オンラインを選択しやすい状態, inactive 状態:実店舗を選択しやすい状態)を示唆した。また, こうした消費者のチャネル選択の変容パターンに関する消費者特性を明らかにした。さらに, チャネル選択の変容は, 商品カテゴリ特有の買い方の問題なのか, それとも, 買い方全般(すなわち, 日用消費財全般の買い方)の問題なのかについて議論を行った。加えて, 本研究の意義は, 昨今進みつつあるデジタルマーケティングにおける実務的活用を目指す上で, 分析結果の解釈の容易さと実務家の運用しやすさにあり, その知見を示唆した。

本章の研究で明らかにした, 独自性の強い主張としては以下の3点が挙げられる。

① チャネル購買の続けやすさと商品カテゴリまたは日用消費財全般のオンライン購買経験の関係に関する示唆

本研究では, 初回オンライン購買後, 実店舗購買に戻りやすい人たち, または, オンライン購買を続けやすい人たちがオンライン購買をするようになっていくには, 当該カテゴリのオンライン購買経験が寄与していることを示唆した。逆に, スイッチャーのようなチャネルを都度変える人たちにとっては, 当該カテゴリではなく, 日用消費財全般のオンライン購買経験が寄与し, 買い方そのものがオンライン化していく必要があることを示唆した。このような示唆は先行研究で扱われておらず, 本研究の独自性となるものである。

② 全ての消費者に共通するオンライン購買をしやすくなる機会についての示唆

先行研究では, 値引き率が高いほどオンラインで購入しやすくなること(Chu et al., 2008; Fassnacht & Unterhuber, 2016), 低価格な商品を買う時ほど実店舗で購入しやすくなること(Chintagunta et al., 2012; Melis et al., 2015), まとめ買いをする時ほど, オンラインで購入しやすくなること(Chintagunta et al., 2012; Briesch et al., 2009)が示唆されているが, 本研究ではこの傾向が初回オンライン購買者のヘアケアカテゴリ購買において, その後のチャネル選択結果に関わらず, 全ての消費者に共通していることを示唆した。すなわち, これらの消費者特性は経時で見ずとも, 消費者のチャネル利用全般において当てはまる性質であることが示唆される。次に示す③の観点も同様であるが, このような性質を, 経時的なチャネル選択の変容の文脈下において実証したことは, これまでの先行研究の中で示されておらず, 本研究の成果である。

③ オンライン購買をしにくい人たちがオンライン購買をする機会についての示唆

都度チャネルを変えるスイッチャーや初めてオンライン購買を行った後, 実店舗購買に戻る人たちといった, オンライン購買をしにくい人たちがオンライン購買をする機会として, 本研究では高価格な商品を買う場合と平日の購買について示唆した。高価格な商品を買う時ほどオンラインで購入しやすくなること(Chintagunta et al., 2012; Melis et al., 2015)や時間に余裕がある休日は実店舗購買がされやすくなるが, 平日はオンライン購買がされやすくなること(Chintagunta et al., 2012)は先行研究の中でも示唆されているが, 本研究ではこれが経時的なチャネル選択の変容の文脈下において, オンライン購買をしにくい人たちにとって当てはまることを新たに示唆した。逆に, オンライン購買を続けやすい人たちはこの傾向が当てはまる

ない。また、マイナーブランドの購買においては、スイッチャーやオンライン購買を続けやすい人たちはオンラインで購買を行うが、実店舗購買に戻る人たちは実店舗で購買を行う傾向にあることを示唆した。この傾向には、消費者のリスク認知に関する行動メカニズムが関係していると推察される。通常、オンラインチャネルの強みは店頭には置けない希少性の高い商品やロングテイル商品を取り揃えて販売できることにある(Verhoef et. al., 2015)。逆に、弱みは実際の商品を手にとって確認ができないため、届いた商品が傷ついていることや消費者自身が想像していたものと実物が異なることが起こりうる(Campo & Breugelmans, 2016)。こうした要因が背景として推察できるが、本研究ではリスク認知については明示的に扱っていないため、この実証については今後の課題としていく。

最後に、本研究の限界と今後の課題を3点挙げる。

第1に、本研究で提案した混合隠れマルコフモデルは、離散的な購買機会を扱っており、初回購買からの経過時間を考慮したモデルではない。今後の課題として、連続時間を扱うモデルへの発展が考えられる。

第2に、消費者のリスク認知に関する研究である。本研究では経時的なチャネル選択の文脈下で、希少性の高い商品やロングテイル商品のチャネル利用には消費者間で行動の差異が生じること示唆した。これに対して、チャネル特性上は、オンラインチャネルの強みである品揃えの豊富さ(Verhoef et. al., 2015)と弱みである実物が確認できないことによる消費者の期待との乖離(Campo & Breugelmans, 2016)の相異なる観点が存在する。すなわち、リスクとベネフィットの間でのトレードオフが発生する構造といえる。このような場合に消費者のリスク認知の観点から消費者間の行動差異を説明していくことが可能であるか、検討の余地があると考えられる。

第3に、より全般的な視点から消費者のオンライン購買の成長を捉えていくことである。本章の研究は、ヘアケアカテゴリの購買機会におけるチャネル選択の変容を捉えたものである。ヘアケアカテゴリは日用消費財の中でオンライン購入率が高く、食品などに比べるとカテゴリ単体での購入が起こりやすい。それゆえ、カテゴリを抽出して分析することに意義があると本研究では考えた。また、今後は他カテゴリについて分析をしていくことが望ましいが、ヘアケアカテゴリのみの分析に閉じたとしても本研究の意義が損なわれるわけではないと考える。その一方で、本章の研究知見の中で、他カテゴリも含む日用消費財全般のオンライン購買習慣の形成が消費者のチャネル選択に影響を与えることを示唆した。また、本章の研究はChang & Zhang (2016)やValentini et al. (2011)と同様に、消費者の内的な学習プロセスを捉えることを目的とした研究である。今後は、より直接的に消費者の日用消費財全般のオンライン購買の成長を捉えていくことが必要であると考えられる。この課題について第6章で対応していく。

付録 B.1 マルコフモデルとの比較

本研究では購買チャネル数と潜在状態数が一致する隠れマルコフモデルが採用されたが、その妥当性を検証するため、チャネル選択を顕在変数としたマルコフモデルとの比較を行った。具体的に本研究の場合、式(5.1)に $P(Y_{it} = y_{it} | Z_{it} = k_t, W_i = l) = 1$ を仮定したモデルがマルコフモデルに相当する。表 5.10 にマルコフモデルおよびマルコフモデルに潜在クラスを導入したモデルとの比較結果を示した。マルコフモデルの中では潜在クラスマルコフモデル(クラス数=3)が BIC およびヒットレートの観点から最もあてはまりが良いという結果が得られたが、提案モデルの方が優れる結果であった。それゆえ、本研究では Van de Pol & Leeuw (1986) の示唆と同様に隠れマルコフモデルを支持する。

表 5.10 マルコフモデルとの比較

	クラス数	対数尤度	BIC	ヒットレート (検証期間)
マルコフモデル	1	-6422.2	12909.1	85.5%
	2	-6051.1	12274.9	87.9%
潜在クラス マルコフモデル	3	-5989.3	12259.2	88.2%
	4	-5938.4	12265.3	88.0%
提案モデル		-5739.6	11954.1	90.3%

注. 本表の分析は表 5.3 に示した 1,332 人の推定期間データおよび検証期間データに対して実施している。

本表における対数尤度、BIC は推定期間データ、ヒットレートは検証期間データより算出している。

付録 B.2 本研究の分析対象者の属性

本研究における分析対象者は、表 5.2 に示した抽出を行っている。具体的には、推定期間にカテゴリ購買が一度以上ある購買経験者 29,299 人から、対象カテゴリについて推定期間に 5 回以上購買しており、初期化期間にオンライン購買が観測されず、推定期間の最初の 3 ヶ月間でオンライン購買が観測された人たち(1,322 人)を初回オンライン購買者として分析対象者にしている。この操作は、(1) 縦断的な研究として、一定程度、対象カテゴリに対して購買がある人たちを扱う目的で猪狩・星野(2016)を参考にしており、(2) 初回オンライン購買者の識別方法においては Melis et al. (2015)を参考にし、全体からの抽出率は 5%未満であるものの、抽出率は Melis et al. (2015)と同程度であることから、妥当性があると考ええる。

しかしながら、本章の結果を解釈していく上で、初回オンライン購買者と本研究の分析対象に含まれていない初期化期間に既にオンライン購買をおこなっている人たちの間で、属性構成に極端な偏りがないかを確認しておくほうが望ましい。そこで本節では、対象カテゴリについて推定期間に 5 回以上購買しており、初期化期間の間に一度以上オンライン購買が観測された人を比較群として抽出し、比較を行った。なお、比較群のサンプルサイズは 5,519 人であった。また、本節では、本章で用いたデモグラフィック属性、および、それ以外の一般的なデモグラフィック属性(学歴・修業年限、世帯年収)を変数として用いて比較を行った。

表 5.11 がその結果である。また、参考までに表 5.6 におけるセグメント 3 である初回オンライン購買後オンラインを継続する人たち(349 人)の属性集計結果を記載した。この結果をみると、分析対象者は比較群に比べて、各属性で極端な偏りを有しているわけではないと本研究では解釈をする。また、セグメント 3 は表 5.7 より潜在クラスの規定に性別(男性=1)が 1%水準で有意であることを示唆したが、セグメント 3 の男性の多さに比べると、比較群は分析対象に近い性別構成であった点も補足として述べておきたい。

表 5.11 属性の比較

	分析対象	比較群	参考 (セグメント3)
人数	1332	5519	349
性別(男性=1)	0.11	0.14	0.22*
年齢	43.56	42.99	42.69
家族人数	3.04	2.92	2.94
子供有無	0.39	0.36	0.39
フルタイム就業	0.34	0.36	0.34
学歴・修業年限	14.31	14.34	14.25
世帯年収			
400万円未満	21.8%	22.2%	21.1%
400万円以上550万円未満	18.8%	19.0%	19.1%
550万円以上700万円未満	19.4%	19.8%	19.5%
700万円以上900万円未満	19.4%	18.5%	19.0%
900万円以上	20.6%	20.5%	21.3%

注. 本表では人数に集計サンプルサイズ, 連続変数またはダミー変数については平均値, カテゴリカル変数については構成比を記載している。なお, 年齢, 家族人数, 学歴・就業年限は連続変数, 性別(男性=1), 子供有無(有=1), フルタイム就業(フルタイムで就業している場合=1)はダミー変数, 世帯年収はカテゴリカル変数である。また, 表内セグメント 3 の性別に付記した*印は, 表 5.7 の潜在クラスのパラメータとして 1%水準で有意になった属性であることを示している。

第6章 消費者の情報接触とチャネル選好の進化

第6章では、経時的にマルチチャネル購買を行うようになってきた人の特徴把握をする目的で、第5章に比べてより大局的な視点から、消費者の日用消費財全般のオンライン購買の成長についてモデリングする手法を提案する。第6章の研究は、(1) 初めてオンライン購買を行った人に限定せず、「消費者の日用消費財全般のチャネル利用について、時系列的にどのような変容を遂げているのか」という問題に焦点をあて、(2) 日用消費財全般のマルチチャネル購買に焦点をあて、(3) 購買機会よりも範囲を拡げて、一定の期間にマルチチャネル購買を行ったかに焦点をあてた位置づけとして行った。なお、本章では日用消費財全般の一定期間における実店舗またはオンライン購買を扱っているが、この設定下において実店舗購買を全く行わない人は、後述するようにデータ上でも存在しなかったため、オンライン購買をしている場合、マルチチャネル購買者と同義として扱っていく。

6.1 背景と目的

前節までで見てきたように、日本のEC市場は発達期にある。市場の継続的な成長を鑑みれば、将来の消費者の行動変化を見越して施策を立案していくことが小売業やメーカーなどの実務家にとって必要になっている。発達期にある市場では、消費者はチャネル利用の経験を積むにつれて学習し、その選好は変化していく(Valentini et al., 2011)。例えば、半年前までオンライン購買の習慣がなかった消費者がある時期を境に徐々に実店舗(オフライン)からオンラインへと買い方がシフトしていくといった現象が起こりうる。また、その成長の速度は個人毎に異なることが十分に考えられる。

さらに、こうした消費者のチャネル利用の変化の背景には、情報インフラやテクノロジーの発達によるメディア利用の変化が関係する。オンライン上のWEBサイトやアプリは年々充実が図られ、消費者は商品情報の検索、商品の選択、決済までを低負荷で利用できるようになっている。また、スマートフォン等のモバイルデバイスの普及に伴い、消費者は時間や場所を選ばずにオンラインで購買を行うことが可能になっている。モバイルデバイスはチャネル選択の最適化を短時間で実現出来る利便性を消費者にもたらしている(奥谷, 2016)。消費者がメディアやデバイス利用経験を積み重ねていくことによって、チャネル利用がどのように変わりうるのか、その実態を捉えていくことは多くの実務家にとって必要な視点である。

これらを踏まえて、本章の研究ではオンライン購買の時系列変化に焦点をあて、そこに寄与する要因を特定していくことを狙いとする。特に、消費者のチャネル利用に影響を与えると考えられる購買特性やデバイス利用特性といった要因を想定する。また、従属変数に二値の離散変数を用いた潜在成長曲線モデル(Latent Growth Curve Model, Mehta, Neale & Flay, 2004; Masyn, Petras & Liu, 2014; Lee, Wickrama & O'Neal, 2018)を用いて検討を行う。これにより本研究では消費者のオンライン購買の成長を仮定した上でその行動を理解し、実務的に応用可能な知見を得ることを期待する。

6.2 先行研究

6.2.1 チャネル利用行動のモデル化

2.5 節で述べたように、消費者のチャネル利用行動を実証的に捉えた先行研究は、その目的によっていくつかの方法に整理できる。代表的な研究方法はチャネル選択モデルへの帰着である。例えば、チャネル選択や購買量をロジットモデルや回帰モデルで捉えた研究が挙げられる(Chu et al., 2010; Chintagunta et al., 2012)。また、Kumar & Venkatesan (2005)では消費者が利用するチャネル数を順序ロジットモデルで捉えている。さらに、それらの拡張として、購買生起とそこでのチャネル選択や購買量を段階的に捉えた Type II Tobit Model や Sample Selection Model を用いた研究が存在する(Ansari et al., 2008; Breugelmans & Campo 2016, Li et al., 2017)。

また、それ以外の研究方法として、消費者のチャネル使い分けを把握することを狙いとしたセグメンテーション研究が挙げられる。この研究文脈の発展経緯は、4.2.1 節で具体的に述べた通りである。代表的な研究として、Konus et al. (2008)は、情報接触時と購買時のチャネル利用態度から消費者をセグメンテーションし、そこに寄与する心理属性について潜在クラス多項ロジットモデルを用いて明らかにしている。また、本研究の第4章もこの研究文脈に位置付けられる。第4章では実店舗・オンラインの購買チャネルおよびPC・スマートフォン・ソーシャルメディアのメディア接点の使い分けとその心理属性について、実行動データと質問調査データを組み合わせたアプローチで捉えている。これらの研究は一定期間の消費者のチャネル利用行動を横断面的(以降、本章内では断面的と呼ぶ)に捉えたものとして位置づけられる。

一方、縦断的な観点を含んだ研究として、オンライン購買の初回採用までの期間を捉えた研究(Venkatesan et al., 2007)や購買間隔を捉えた研究(猪狩・星野, 2016)が挙げられる。猪狩・星野(2016)では EC サイトと店頭における消費者の繰り返し購買間隔と購買金額を捉えることを狙いとして、競合リスクモデルと回帰モデルを用いた同時推定手法を提案している。これらは初回採用期間や購買間隔といった時間を目的変数とした研究である。

さらに、時間経過の影響を間接的に捉える目的で、オンライン購買の経時的な学習プロセスに焦点をあてた研究がある。Valentini et al. (2011)はオンライン購買のトライアルおよびリピート段階を仮定し、各段階を組合せた形でモデル推定することによって、購買機会を重ねる度に段階が移行する様子を捉えている。その結果、消費者のチャネル選好は経験と共に進化していくことを示唆している。また、Chang & Zhang (2016)は、消費者のチャネル選択の背後に潜在的な状態を仮定した隠れマルコフモデルにより、時間経過と共にその状態が動的に変化するモデル化を行っている。これらの研究は時間そのものが目的ではなく、チャネル利用の経時変化におけるプロセスを理解するためのものとして位置づけられる。なお、本論の第5章もこの研究文脈に位置づけられ、学習プロセスを捉える目的で実施されたものである。

6.2.2 オンライン購買に関わる諸要因

次に、オンライン購買に関わる要因について先行研究を整理する。マルチチャネルに係る要因は2.2節で述べたとおりである。この中で、本章ではオンライン購買に焦点をあて、オンラインチャネルが消費者に対してもたらし既存チャネルとは異なるベネフィットに注目していく。先行研究で消費者のオンライン購買行動を捉える場合、ベネフィットの違いに着目してモデル化を行う研究が存在している(Chintagunta et al. 2012; Jiang et al., 2013; Melis et al., 2016)。これらの研究では具体的に3つのベネフィット「利便性」、「アクセス性」、「取引性」が中心的に扱われている。

第1に、利便性として、時間に縛られず購買できることが挙げられる。実店舗購買では店舗の営業時間といった時間制約がかかるが、オンライン購買では24時間いつでも注文できる。消費者は限られた余暇時間の中で購買に時間を割いており、時間的な余裕のなさでオンライン購買の多さの間には正の関係があることが知られている(Verhoef & Langerak, 2001; Chintagunta et al., 2012; Melis et al., 2016)。その際、日用消費財のような生活必需品の購買では、消費者が購買に割ける時間的余裕を、購買頻度を用いて操作化する場合がある(Degeratu et al., 2000)。Melis et al. (2016)は日用消費財の購買頻度が多い人ほど時間に余裕があり、結果としてオンライン購買が少なくなる傾向を示唆している。それ以外の指標として、休日の購買の多さや日中の購買の多さが用いられる場合がある(Chintagunta et al., 2012)。

第2に、アクセス性として、肉体的な移動を伴うことなく自宅に配送できることが挙げられる。これは消費者が購買時に輸送コストを重視している場合に影響を与える。具体的には、店舗までの距離が遠い場合や重たい商品を購入する場合、まとめ買いを行う場合において、オンライン購買に正の影響を与えることが示唆されている(Briesch et al., 2009; Chintagunta et al., 2012)。

第3に、取引性として、実店舗で取り扱っていない商品でもオンライン上で入手できることが挙げられる。実店舗の商品数は限られているため、希少性の高い商品やロングテイル商品を取り揃えて販売できることにオンラインチャネルの強みがある(Verhoef et al., 2015)。ただし、取引性は同時にリスクも孕んでいる。実際の商品を手にとり確認できないため、届いた商品が傷ついていることや消費者自身が想像していたものと実物が異なることが起こりうる。こうしたリスクを避ける消費者はオンライン購買を行いにくいことが示唆されている(Campo & Breugelmans, 2016)。

また、価格感度もオンライン購買に影響を与える。消費者は各チャネルの価格に対して適正な知覚価値を有している(Verhoef et al., 2007)。価格の安さはオンラインで商品を購入する動機になり、オンライン価格が店頭価格に比べて大きく値引きされている場合、オンラインでの購入につながりやすい(Fassnacht & Unterhuber, 2016)。Konus et al. (2008)は実店舗中心の消費者に比べて、オンラインと実店舗を共に利用するマルチチャネル型の消費者の方が価格感度が高いことを示唆している。

6.2.3 オンライン購買とデバイスの役割

前節で挙げた消費者特性以外に、デバイス利用環境が変化していることも見逃せない観点である。特に、近年急速に普及が進むモバイルデバイスがチャネル利用行動に与える影響を捉えていくことは本領域の重要なリサーチトピックになっている(Verhoef et al., 2015; 奥谷, 2016)。

オンライン購買とデバイスの関係について直近でいくつかの研究が登場している。Haan et al. (2018)では購買に至るまでの消費者の導線(Path to Purchase)を分析した結果、複数デバイスをスイッチしながら情報に触れ購買をしていく消費者、とりわけモバイルから PC にスイッチしていく消費者ほど購入率が高まることを示唆している。また、その効果は知覚リスクが高く、価格が高い商品ほど大きくなることを示唆している。これはモバイルで情報を調べた後、PC でその情報を精緻化し購買につなげていく傾向を捉えている。

彼らの研究は特定の商品の購買までの経路に焦点をあてたものであるが、より全般的な傾向を捉えたのが本研究の第4章である。第4章では日用消費財の購買において、オンラインと実店舗の両方で購買を行うマルチチャネル型の消費者には2つのタイプが存在することを示唆している。一つはオンライン購買志向がより強い消費者で、PC を多く使い、適正価格を求める志向が強い層である。もう一つは実店舗志向がより強い消費者で、モバイルと PC を共に使い、時間に余裕があり、新商品・未経験品のトライアル性向をもち、買い物への楽しさを求める層である。前者は PC が主たる利用デバイスであることにより情報接触と購買が結びつきやすいのに対し、後者はモバイルを活用しながら情報接触と購買で異なるチャネルを利用することを示唆している。

6.2.4 本研究の課題

以上のレビューに基づき、本研究では先行研究の課題として3点を挙げる。

第1に消費者のオンライン購買の時系列変化に焦点をあて、その要因を特定していくことである。先行研究では採用期間や購買間隔といった時間(Venkatesan et al., 2007; 猪狩・星野, 2016)や学習プロセス(Valentini et al., 2011; Chang & Zhang, 2016)を捉えたものが存在するが、オンライン購買の時系列変化に焦点をあてた研究ではない。この課題に対して本研究では以降で示す潜在成長曲線モデルを用いて説明を試みる。

第2にオンライン購買を消費者の日用消費財全般の購買に対して捉えていくことである。第1の観点で挙げた時間を扱う先行研究の中では、特定企業の顧客を対象としてその企業が展開するチャネルの範疇で研究が行われている。この観点は小売業などの自社でオンラインチャネルを展開し、そこで商品を販売する企業にとっては有用である。一方、消費財メーカーのように複数の企業のオンラインチャネル上で商品を販売する企業にとっては、消費者に焦点をあて、特定企業の購買だけでなく競合企業での購買も含んだ全般的な購買行動の理解が求められる。本研究では後者の目的で消費者のチャネル利用行動を捉えていく。

第3にオンライン購買とデバイスの関係を捉えていくことである。これは前節で述べたように近年研究が進みつつある本領域の重要な課題である。本研究では PC およびモバイルの

EC サイト接触習慣が形成されていくにつれて、それがオンライン購買にどのように寄与しているかといった課題を設定し、デバイスとの関係を捉えていきたい。

6.3 データ

本研究では 2.4.3 節で説明した株式会社インテージが運用する SCI および i-SSP のモバイル調査、PC 調査を用いる。本研究で用いるデータの期間は 2015 年 1 月 1 日から 2016 年 12 月 31 日までの 2 年間とする。本研究では i-SSP モニターのうち、購買・モバイル・PC 調査に 2 年間継続して協力する全国在住の男女 20-69 歳の個人 1,785 サンプルを分析に用いる。このうち、ランダムに 1,250 サンプルを抽出し、モデルのパラメータ推定に用いた。残りの 535 サンプルは予測精度を検証するためのホールドアウトサンプルとした。

また、本研究ではカテゴリを横断して日用消費財全般の消費者の購買行動を捉えるため、SCI の全品目データを用いる。このデータには、食品(主食、調味料、加工食品。ただし生鮮、惣菜、弁当を除く)、飲料(乳飲料、清涼飲料、アルコール)、日用雑貨品(ハウスホールド、紙製品、パーソナルケア、ベビー関連品、ペット関連品)、化粧品、医薬品が含まれる。また、i-SSP のモバイル・PC 調査から、本研究では EC サイト・アプリの接触ログデータを分析に使用する。なお、簡略化のため、以下ではアプリ接触も含めて「EC サイト」と記述する。対象とする EC サイトは、Amazon、楽天、LOHACO、Yahoo!ショッピングおよび主要ネットスーパー(西友、イオン、ダイエー、イトーヨーカドー、オムニ 7)とする。これらの EC サイトを経由して購入された商品の金額は分析対象者の総オンライン購買金額の 85.2%を占めるため、分析対象として妥当であると考えられる。

6.4 変数設計

本研究では消費者の購買チャネルがマルチチャネル化していく過程を捉える目的で、従属変数として四半期毎のオンライン購買の有無という二値変数を用いる。SCI データには消費者のオンラインとオフラインの購買履歴データが収集されているが、各期で購買が全く発生しない対象者はパネル管理上の理由で存在しない。また、本研究の分析に用いたデータにおいて各期でオンライン購買しか行わなかった消費者は存在しなかった。それゆえ、本研究で従属変数に用いるオンライン購買の有無は、実質的にはマルチチャネル(オフライン+オンライン購買)とシングルチャネル(オフライン購買のみ)に対応している。その意味で、本研究の課題定義は Kumar & Venkatesan (2005)が行ったチャネル数のモデル化に近いものとして位置づけられる。なお、後述する時間依存型の独立変数の定義上、2 年間の分析期間のうち四半期毎の 8 期において、最初の 1 期は変数作成用の期間として利用し、残りの 7 期を従属変数に用いていく。表 6.1 に従属変数の記述統計として各期でオンライン購買が有った分析対象者の比率を示した。オンライン購買比率は 1 期から 7 期にかけて緩やかに増加傾向にあることがみてとれる。また、表 6.2 に 2015 年(1-3 期計)と 2016 年(4-7 期計)のオンライン購買無しあるいは一度以上有りのクロス集計をとった人数構成比を示した。期を通じてオンライン購

買がなかったシングルチャネル型の消費者が 46%程度存在していることがわかる。

次に、本研究で用いる独立変数を 6.2 節のレビューに基づき定義する。独立変数は大きく (1) 購買特性変数, (2) デモグラフィック特性変数, (3) デバイス毎の EC 利用時間変数に分けられる。表 6.3 に記述統計を示した。

表 6.1 各期のオンライン購買比率

		推定用データ	検証用データ
1期	2015年4-6月	0.313	0.311
2期	2015年7-9月	0.316	0.322
3期	2015年10-12月	0.336	0.323
4期	2016年1-3月	0.338	0.343
5期	2016年4-6月	0.345	0.344
6期	2016年7-9月	0.347	0.349
7期	2016年10-12月	0.358	0.353

注. 本表の分析は全 1,785 人(推定用データ 1,250 人, 検証用データ 535 人)を対象としている。

表 6.2 オンライン購買有無の人数構成比

推定用データ		2016年(4-7期計)	
		無	一度以上有
2015年度	無	46.0%	12.0%
(1-3期計)	一度以上有	1.9%	40.1%
検証用データ		2016年(4-7期計)	
		無	一度以上有
2015年	無	46.5%	10.8%
(1-3期計)	一度以上有	2.2%	40.4%

注. 本表の分析は全 1,785 人(推定用データ 1,250 人, 検証用データ 535 人)を対象としている。

表 6.3 独立変数の記述統計

推定用データ (n=1250)					
	平均	標準偏差		サンプルサイズ	%
時間制約	3.506	1.528	性別		
まとめ買い	5.031	2.966	男性	639	51.1%
土日祝日購買割合	0.341	0.121	女性	611	48.9%
価格感度	0.704	0.077	年齢		
家族人数	3.046	1.348	20-34歳	368	29.4%
子供人数	0.694	0.940	35-49歳	609	48.7%
			50-69歳	273	21.8%
期あたりEC利用時間					
PC	平均	標準偏差	モバイル	平均	標準偏差
2015年1-3月	7.473	15.759	2015年1-3月	2.071	5.286
2015年4-6月	7.665	15.178	2015年4-6月	2.083	4.860
2015年7-9月	7.359	14.240	2015年7-9月	2.566	6.035
2015年10-12月	8.040	15.144	2015年10-12月	2.847	7.144
2016年1-3月	7.467	13.449	2016年1-3月	2.987	7.761
2016年4-6月	8.609	15.620	2016年4-6月	2.679	6.329
2016年7-9月	8.330	16.910	2016年7-9月	2.706	9.297
検証用データ (n=535)					
	平均	標準偏差		サンプルサイズ	%
時間制約	3.494	1.542	性別		
まとめ買い	5.025	2.989	男性	277	51.8%
土日祝日購買割合	0.346	0.124	女性	258	48.2%
価格感度	0.703	0.076	年齢		
家族人数	2.974	1.365	20-34歳	150	28.0%
子供人数	0.669	0.949	35-49歳	264	49.3%
			50-69歳	121	22.6%
期あたりEC利用時間					
PC	平均	標準偏差	モバイル	平均	標準偏差
2015年1-3月	6.817	10.120	2015年1-3月	2.122	5.259
2015年4-6月	6.896	9.828	2015年4-6月	2.179	5.021
2015年7-9月	6.989	11.368	2015年7-9月	2.687	6.209
2015年10-12月	7.144	10.559	2015年10-12月	2.638	6.957
2016年1-3月	7.296	12.751	2016年1-3月	2.914	6.662
2016年4-6月	8.148	14.081	2016年4-6月	2.831	6.423
2016年7-9月	7.799	13.329	2016年7-9月	3.247	7.713

(1) 購買特性変数

4 つの変数を用いる。第 1 は利便性に関連した時間制約を表す変数である。消費者が購買に割くことができる時間の余裕について購買頻度を用いて操作化した先行研究(Melis et al., 2016; Degratu et al., 2000)に基づき、本研究では分析期間中の週当たり平均購買日数を変数として用いる。第 2 は土日祝日購買割合である。この変数も利便性に関連する(Chintagunta et al., 2012)。本研究では総購買機会に占める土日祝日の割合として操作化する。第 3 はアクセス性に関連し、まとめ買いを表す変数である。先行研究では購買機会一度あたりの商品数で操作

化しており(Chintagunta et al., 2012; Melis et al., 2016), 本研究でも同様の変数を用いる。第4は価格感度である。本研究では全購入商品において値引きされた金額の割合(割引率)を用いる。定義は $1 - \text{全購入商品の総金額} / \text{全購入商品の最大売価総金額}$ である。1に近いほど割引率が高く価格感度が高い傾向を表し、逆に0に近いほど価格感度が低い傾向を表す。なお、これらの購買特性変数は2015年4月から2016年12月までのデータより作成した。

(2) デモグラフィック特性変数

4つの変数を用いる。第1は性別であり、男性を1としたダミー変数とする。第2は年齢であり、20~34歳, 35~49歳, 50~69歳のカテゴリカル変数を用いる。20~34歳を基準群として、35~49歳, 50~69歳をダミー変数化して用いる。第3に家族人数, 第4に17歳以下の子供人数を連続変数として用いる。

購買特性変数およびデモグラフィック特性変数は消費者の性質を表す目的で時間固定変数として用いることとする。

(3) デバイス毎のEC利用時間変数

本研究では $t-1$ 期におけるPC経由でのEC利用時間, モバイル経由でのEC利用時間(単位: 時)を累積和の形で $\text{LN}(\text{前期までの累積利用時間}+1)$ と定義して操作化する。この変数は前期までのデバイスのEC利用経験の蓄積を表すものである。経験を累積和の形で利用した先行研究としてはChang & Zhang (2016)やMelis et al. (2015)などが挙げられる。また、本研究におけるEC利用は、分析対象の日用消費財に関係せず、該当サイトへの全ての接触を捉えたものとする。WEBサイト利用行動を捉える場合、主要な指標は①サイト訪問, ②サイト内の回遊, ③コンバージョン(購買や資料請求など)に大別できるが、本研究の変数はサイト訪問に該当している(Venkatesh & Agarwal, 2006)。ECサイトを利用しているにもかかわらず必ずしも日用消費財を買うとは限らないが、本研究の変数はECサイト利用経験が増えるにつれて手近な日用消費財までをオンラインで買うようになるのかを評価する目的で利用している。

なお、デバイス毎のEC利用時間変数は時間依存変数として用いることとする。また、本変数の作成にあたり、2015年1月から2016年9月までの7期分のデータを利用する。

6.5 分析モデル

本研究では消費者のチャネル利用の経時的な変化を捉えるために潜在成長曲線モデルを用いたモデル化を行う。潜在成長曲線モデルは一次元の時系列データを観測変数とし、その切片と傾きを潜在変数として推定するモデルである。また、切片と傾きを個人属性によって階層的に回帰することにより、それらに生じる個人差を特定していくことが可能になる。このモデルは平均構造を持つ共分散構造モデルであり、数学的原理としては階層線形モデルとほぼ同じと解釈できる。潜在成長曲線モデルは発達・教育心理学研究などの個人の成長を扱う分野で広範囲に使われている。マーケティング分野では適用例が少ないが、竹内(2006)や寺本(2014)といった研究がある。

本研究では従属変数に二値の離散変数を用いた潜在成長曲線モデルを採用する(Mehta,

Neale & Flay, 2004; Masyn, Petras & Liu, 2014; Lee, Wickrama & O'Neal, 2018)。

まず、時点 t ($t = 1, \dots, 7$)における消費者 i ($i = 1, \dots, N$)のオンライン購買有無を y_{it} とする。前節で定義したように、 $y_{it} = 0$ がオンライン購買無し、 $y_{it} = 1$ がオンライン購買有りである。ここで、二値変数 y_{it} の背後に直接観測されない連続な潜在変数 y_{it}^* を仮定し、 y_{it}^* がある0より大きい場合、 $y_{it} = 1$ 、小さい場合、 $y_{it} = 0$ に対応させる。

$$y_{it} = \begin{cases} 1 & \text{if } y_{it}^* > 0 \\ 0 & \text{if } y_{it}^* \leq 0 \end{cases} \quad (6.1)$$

この方法は *latent response variable (LRV) transformation* と呼ばれ、幅広く活用されている (Rabe-Hesketh & Skrondal, 2004; Masyn et al., 2014)。ここで、 y_{it}^* にロジスティック分布を仮定すると、 y_{it}^* は式(6.2)で表すことができる。

$$y_{it}^* = \eta_{i0} + \eta_{i1} \times (t - 1) + \sum_{k=1}^2 \pi_{tk} w_{itk} + \varepsilon_{it} \quad (6.2)$$

ε_{it} は誤差項であり、独立に同一の平均0、分散 $\pi^2/3$ の標準ロジスティック分布に従うと仮定する。 η_{i0} は切片、 η_{i1} は傾きを表す潜在変数である。傾き η_{i1} には非確率変数である $t-1$ を掛ける形になっている。ここでは切片と傾きの潜在変数によって個人の時系列変化の違いを表すことができると仮定している。切片 η_{i0} は初期時点での消費者のオンライン購買のしやすさを表す断面的傾向、傾き η_{i1} は消費者のオンライン購買の成長程度を表す縦断的な傾向と解釈できる。また、 w_{itk} ($k = 1, 2$)は時間依存型の独立変数であり、 w_{it1} はPC、 w_{it2} はモバイルのEC利用時間変数が対応する。 π_{tk} はその係数である。

次に、 η_{i0} および η_{i1} をマルチレベルモデルの枠組みで次のように記述する。

$$\eta_{i0} = \gamma_{00} + \sum_{l=1}^9 \gamma_{0l} x_{il} + d_{i0} \quad (6.3)$$

$$\eta_{i1} = \gamma_{10} + \sum_{l=1}^9 \gamma_{1l} x_{il} + d_{i1} \quad (6.4)$$

ここで、 γ_{00}, γ_{10} は定数項である。 x_{il} ($l = 1, \dots, 9$)は時間不変型の独立変数であり、前述の9つの購買特性変数およびデモグラフィック特性変数が対応する。 γ_{0l}, γ_{1l} はその係数である。なお、時間不変型の独立変数 x_{il} のうち、連続変数については、小杉・清水(2014)を参考に平均が0になるように変換する中心化処理を行った上、モデルに用いる。また、 d_{i0}, d_{i1} は平均0の多変量正規分布に従い、式(6.5)のように表す。

$$\begin{bmatrix} d_{i0} \\ d_{i1} \end{bmatrix} \sim MVN \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \Psi_{00} & \Psi_{01} \\ \Psi_{10} & \Psi_{11} \end{bmatrix} \right) \quad (6.5)$$

分散共分散行列は表記簡略化のため下三角行列のみを示す。なお、本研究では式(6.1)において、 y_{it}^* が0を閾値として1/0に対応するモデルを採用している。この閾値をある値 τ として推定することも可能である。その場合、閾値 τ には時間不変の仮定(i.e., $\tau_t = \tau, \forall t$)が置かれる。しかしながら、推定時にはモデルの識別性のため、閾値 τ 、または、 η_{i0} の定数項 γ_{00} のいずれかを0に固定する必要がある(Masyn et al., 2014; Lee et al., 2018)。それゆえ、本研究では τ を0に固定し、 γ_{00} を推定する形を採用している。このとき、消費者 i が t 期にオンライン購

買を行う確率は式(6.6)で表せる。

$$\Pr(y_{it} = 1|\eta_{i0}, \eta_{i1}, w_{itk}) = \frac{1}{1 + \exp(-(\eta_{i0} + \eta_{i1} \times (t-1) + \sum_{k=1}^2 \pi_{tk} w_{itk}))} \quad (6.6)$$

また、個人内で各期のオンライン購買を行う確率が独立であることを仮定すると、消費者 i の条件付き尤度は式(6.7)で表せる。

$$l(\mathbf{y}_i|\eta_{i0}, \eta_{i1}, w_{itk}) = \prod_{t=1}^7 \Pr(y_{it} = 1|\eta_{i0}, \eta_{i1}, w_{itk})^{y_{it}} \times \Pr(y_{it} = 0|\eta_{i0}, \eta_{i1}, w_{itk})^{1-y_{it}} \quad (6.7)$$

ここで、 \mathbf{y}_i は 7×1 のベクトルである。さらに、消費者 i の条件付き尤度を多変量正規分布に従う潜在変数 η_{i0}, η_{i1} で周辺化することにより、消費者 i の尤度は式(6.8)で表せる。

$$h(\mathbf{y}_i) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} l(\mathbf{y}_i|\eta_{i0}, \eta_{i1}, w_{itk}) \times \varphi(\eta_{i0}, \eta_{i1}|x_{i0}) d\eta_{i0} d\eta_{i1} \quad (6.8)$$

φ は多変量正規分布の確率密度関数である。本モデルの対数尤度は消費者間での独立性を仮定することによって消費者 i の対数尤度を足し合わせ、式(6.9)で表せる。

$$\log L = \sum_{i=1}^N \log \left(\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \left\{ \prod_{t=1}^7 \Pr(y_{it} = 1|\eta_{i0}, \eta_{i1}, w_{itk})^{y_{it}} \times \Pr(y_{it} = 0|\eta_{i0}, \eta_{i1}, w_{itk})^{1-y_{it}} \right\} \times \varphi(\eta_{i0}, \eta_{i1}|x_{i0}) d\eta_{i0} d\eta_{i1} \right) \quad (6.9)$$

本研究では Mplus Version 8 を用いて、最尤法により推定を行った(Muthén & Muthén, 1998-2017)。また、本研究ではモデルの妥当性を検証するため、推定用データを用いてモデルの特定化を行い、そこで得たモデルを検証用データに適用し、各データにおける的中率を比較する。また、以上で示した潜在成長曲線モデルは切片と傾き(一次の項)をもつモデルであるが、切片のみのモデル、および、傾きが直線的でない場合を考慮した二次の項を入れたモデルについても推定を行い、情報量規準 AIC および BIC を用いて比較を行う。具体的に二次の項を入れた潜在成長曲線モデルは式(6-2)に二次の項を加えて次のように表せる。

$$y_{it}^* = \eta_{i0} + \eta_{i1} \times (t-1) + \eta_{i2} \times (t-1)^2 + \sum_{k=1}^2 \pi_{tk} w_{itk} + \varepsilon_{it} \quad (6.10)$$

6.6 分析結果

表 6.4 にモデル選択結果を示した。まず、AIC および BIC の観点でモデルを比較すると、切片+一次のモデルにおいて AIC および BIC が共に小さくなっており、良い当てはまりを示していることがわかる。また、推定用データにおける的中率は切片のみのモデルが 78.8%、切片+一次のモデルが 81.2%、切片+一次+二次のモデルが 80.9%であり、検証用データにおける的中率はそれぞれ 77.1%、79.8%、76.3%であることから、切片+一次のモデルが優れる結果であった。なお、的中率の計算は全消費者、全期間を対象にしている。以降では切片

＋一次のモデルを採用し、解釈を進めていく。

表 6.4 モデル選択結果

	対数尤度	AIC	BIC	推定用データの 中率	検証用データの 中率
切片	-3398.4	6846.7	6975.0	78.8	77.1
切片＋一次	-3346.8	6767.5	6957.4	81.2	79.8
切片＋一次＋二次	-3334.9	6769.8	7026.4	80.9	76.3

注. 本表の分析は全 1,785 人(推定用データ 1,250 人, 検証用データ 535 人)を対象としている。

対数尤度, AIC, BIC は推定用データにおいて計算している。

誤差項 d_{i0} , d_{i1} の分散共分散行列の推定結果は $\Psi_{00}=14.350$, $\Psi_{11}=0.104$, $\Psi_{10}=-0.313$ であり, 相関係数は -0.256 であった。また, 消費者 i 毎に推定された潜在変数 η_{i0} , η_{i1} のヒストグラムを図 6.1, 図 6.2 に示した。切片 η_{i0} は平均値 -3.198 , 第 1 四分位 -4.454 , 中央値 -3.234 , 第 3 四分位 -1.848 という結果であった。また, 傾き η_{i1} は平均値 0.032 , 第 1 四分位 -0.040 , 中央値 0.031 , 第 3 四分位 0.106 という結果であった。傾き η_{i1} の平均値が正値をとるため全体の傾向としては時間経過に伴いオンライン購買を行いやすくなる傾向にあるといえるが, 第 1 四分位は負値となっており, その傾向を積極的に支持するものではないと解釈される。この傾向にはシングルチャネル型消費者の一定数以上の存在(表 6.2)が関係すると推察される。また, オンライン購買比率は除々に増加を続けているものの(表 6.1), その伸びは急激なものではない。本研究の分析期間は 1 年 9 ヶ月と短い期間に限定されているが, 今後長期的にデータを蓄積していけば成長の度合いが捉えやすくなるものと期待される。これについては本研究の限界と今後の課題として, 本章末で再論する。

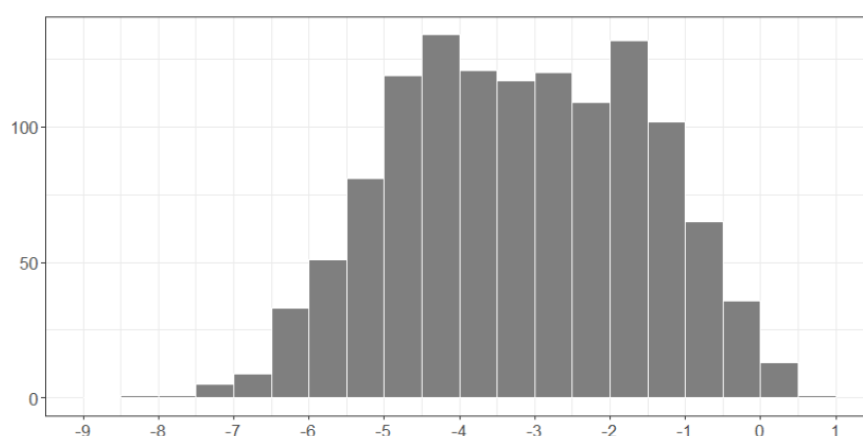


図 6.1 切片の推定結果

注. 本ヒストグラムの横軸はパラメータの推定値, 縦軸は人数である。

本図は推定用データ 1,250 人に対しての分析結果である。

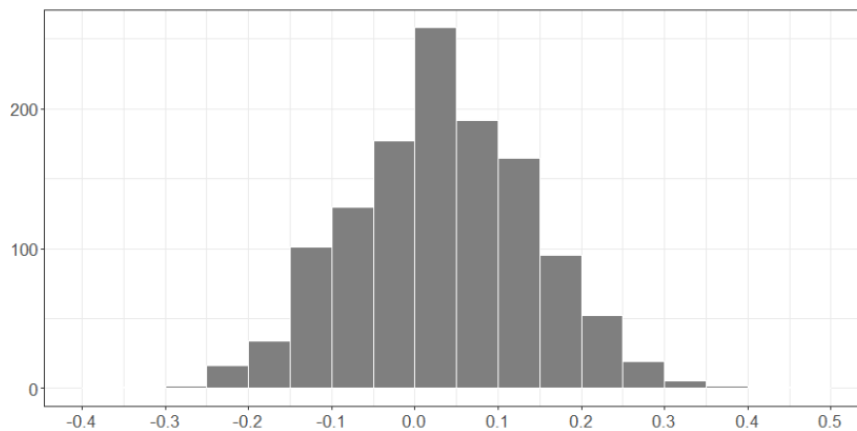


図 6.2 傾きの推定結果

注. 本ヒストグラムの横軸はパラメータの推定値, 縦軸は人数である。

本図は推定用データ 1,250 人に対する分析結果である。

表 6.5 に時間依存型独立変数のパラメータ推定結果を示した。PC はいずれの期においても 1%水準で有意であった。一方、モバイルは、4 期以降は 1%水準で有意であったが、2 期および 3 期は 5%水準で有意、1 期は 10%水準で有意であった。また、 z 値はいずれの期においても PC の方が大きい結果であった。記述統計の結果(表 6-3)を見ても EC サイトはモバイルに比べて PC において多く使われる傾向にあるが、オンライン購買に対する説明力も PC の方が高いと解釈できる。しかしながら、モバイルも期の経過と共に説明力が向上している。それゆえ、今後より多くの消費者がモバイルで EC サイトを利用する経験を積み重ねるにつれて、モバイルの重要性も高まっていくことが示唆できる。

表 6.5 時間依存型独立変数のパラメータ推定結果

		係数	標準誤差	z値	
PC	π_{11}	0.548	0.126	4.335	***
	π_{21}	0.469	0.102	4.612	***
	π_{31}	0.510	0.093	5.494	***
	π_{41}	0.481	0.090	5.355	***
	π_{51}	0.484	0.090	5.352	***
	π_{61}	0.391	0.093	4.199	***
	π_{71}	0.474	0.098	4.846	***
モバイル	π_{12}	0.353	0.184	1.915	*
	π_{22}	0.269	0.136	1.977	**
	π_{32}	0.295	0.116	2.530	**
	π_{42}	0.296	0.106	2.776	***
	π_{52}	0.297	0.103	2.888	***
	π_{62}	0.292	0.104	2.818	***
	π_{72}	0.279	0.105	2.651	***

***1%水準で有意, **5%水準で有意, *10%水準で有意

注. 本表は推定用データ 1,250 人に対する分析結果である。

表 6.6 に時間不変型独立変数のパラメータ推定結果を示した。まず、パラメータ γ_{0l} の推定結果をみると、有意になった変数としてz値が大きいものから順に、性別(負に 1%水準で有意)、まとめ買い、時間制約(1%水準で有意)、子供人数(負に 1%水準で有意)、年齢 50~69 歳ダミー(10%水準で有意)があげられた。これらの結果から、オンライン購買を行いやすい消費者には、一度に多くの日用消費財を買い、時間に余裕があつて買い物頻度が多く、女性高齢層で子供人数が少ないといった消費者特性と関係があると解釈できる。この傾向には日用消費財の購買を日常的によく行う世帯内の主家事担当層の影響が表れていると推察できる。言い換えると、日用消費財の購買への関与が高い消費者は、それだけ実店舗だけでなくオンラインでも購買する機会を有していると捉えることができるだろう。

次にパラメータ γ_{1l} の推定結果をみると、有意になった変数としてz値が大きいものから順に、土日祝日購買割合(5%水準で有意)、時間制約(5%水準で負に有意)、価格感度(10%水準で有意)があげられた。デモグラフィック特性変数は有意にならなかった。これらの結果から、時間経過と共にオンライン購買が増えていく消費者には、時間に余裕がなく、買い物は土日に行い、買い物の頻度が少なく、価格感度が高いといった消費者特性と関係があると解釈できる。また、断面的傾向には時間に余裕がある人の影響が表れていたのに対して、縦断的傾向には時間に余裕がない人の影響が表れているといった違いが確認された。

表 6.6 時間固定型独立変数のパラメータ推定結果

		係数	標準誤差	z値	
定数項	γ_{00}	-1.862	0.513	-3.632	***
時間制約	γ_{01}	0.517	0.157	3.288	***
まとめ買い	γ_{02}	0.692	0.189	3.667	***
土日祝日購買割合	γ_{03}	-0.119	0.152	-0.780	
価格感度	γ_{04}	-0.077	0.159	-0.487	
性別(男性=1)	γ_{05}	-2.085	0.335	-6.220	***
年齢(35~49歳ダミー)	γ_{06}	0.405	0.340	1.190	
年齢(50~69歳ダミー)	γ_{07}	0.772	0.433	1.784	*
家族人数	γ_{08}	-0.016	0.139	-0.115	
子供人数	γ_{09}	-0.605	0.216	-2.808	***
定数項	γ_{10}	0.084	0.095	0.881	
時間制約	γ_{11}	-0.059	0.027	-2.216	**
まとめ買い	γ_{12}	-0.002	0.032	-0.049	
土日祝日購買割合	γ_{13}	0.060	0.026	2.283	**
価格感度	γ_{14}	0.052	0.027	1.933	*
性別(男性=1)	γ_{15}	0.010	0.058	0.164	
年齢(35~49歳ダミー)	γ_{16}	0.014	0.057	0.250	
年齢(50~69歳ダミー)	γ_{17}	0.018	0.072	0.250	
家族人数	γ_{18}	-0.002	0.023	-0.102	
子供人数	γ_{19}	-0.056	0.037	-1.521	

***1%水準で有意, **5%水準で有意, *10%水準で有意

注. 本表は推定用データ 1,250 人に対する分析結果である。

6.7 考察

前節の結果を要約し、以下の3点について議論する。

- ①先行研究の知見との整合性
- ②チャネル利用の成長と購買特性、デモグラフィック特性
- ③オンライン購買とデバイスの影響

まず①について、先行研究と本研究で得られた知見を比較する。断面的傾向でみると、まとめ買いを行う人ほどオンラインで購買を行いやすいという先行研究の知見(Briesch et al., 2009; Chintagunta et al., 2012)は本研究でも同様に支持された。また、縦断的傾向でみると、土日祝日の購買の多さ(Chintagunta et al., 2012)、価格感度の高さ(Konus et al., 2008; Chintagunta et al., 2012; Fassnacht & Unterhuber, 2016)が影響することが本研究でも支持された。消費者のチャネル利用の成長という縦断的傾向にこれらの要因が寄与することは、先行研究で扱われていない新たな示唆となる。一方、時間に余裕がない人ほどオンラインで購買を行いやすいといった先行研究の知見に対して(Verhoef & Langerak, 2001; Chintagunta et al., 2012; Melis et al., 2016)、本研究では縦断的傾向で同様の示唆を得た。逆に、断面的傾向では時間に余裕があり買い物を頻繁に行う人ほどオンライン購買が発生しやすいといった示唆が提示された。

次に②について、本研究では断面的傾向には購買特性の他にデモグラフィック特性が関係していたが、縦断的傾向には購買特性のみが関係していた。この結果をふまえると、オンラ

イン購買を行うようになっていく消費者を捉える場合、デモグラフィック特性ではなく購買特性に着目していく方がよいことが示唆できる。この知見は実務において企業が消費者のターゲティング戦略を検討していく際に有用である。発達期にある市場では、実務家は必ずしも現状だけをみて施策を考えていればよいわけではない。市場の変化を見越して消費者を捉えていくことが必要になってくる。本研究では断面的傾向と縦断的傾向という2つの視座から、それぞれで異なる傾向を確認できたことに意義があると考えられる。

③について、マルチチャネルと利用デバイスの関係は、チャネルを扱うマーケティング研究の中で昨今大きな関心が高まっている(Verhoef et al., 2015; 奥谷, 2016)。しかし、その影響を実行動データを用いて実証的に捉えた事例は少なく、本研究の貢献であると考ええる。ECサイトの利用時間はPCの方がモバイルに比べて多い傾向であった。また、オンライン購買の説明力はPCでのEC利用の方がモバイルよりも強いことが確認された。デバイス特性に関する先行研究では、PCは多くの情報を入手・処理できる情報操作性に優れること、モバイルは手軽にすばやく情報を処理できる効率性に優れることが示されている(Ström et al., 2014)。日用消費財のオンライン購買は耐久消費財とは異なり、複数の商品をまとめて買う場合が多く、情報操作性に優れるPCデバイスがオンライン購買に影響を与えることを本論の第4章でも示唆している。一方で、本研究ではモバイルでのEC利用も期の経過と共に消費者が利用経験を積むにつれて、説明力が向上していくことが新たな知見として得られた。この傾向は今後より多くの消費者がモバイルでECを利用していくにつれ、モバイルデバイスが持つ価値が高まっていくことを示唆している。こうした観点を実証的に確認できたという点で本研究の貢献が挙げられる。

6.8 まとめと今後の課題

本章の研究では、前章の研究とは異なり、初めてオンライン購買を行った人に限定せず、消費者の日用消費財全般のチャネル利用について、時系列的にどのような変容を遂げているのかについて、潜在成長曲線モデルによるモデル化を行った。ここでは、購買機会よりも範囲を拡げて、一定の期間にマルチチャネル購買を行ったかどうかについて、その変容を捉えていった。さらに、そうした行動変容に対して、デバイス毎の情報接触がどのように寄与しているのかについて検証を行った。なお、日用消費財全般の総購買で見た場合、オンライン購買しか行わず実店舗購買を全く行わない人は本研究のデータ上で存在していないことが確認され、オンライン購買を行う人とマルチチャネル購買者を同義として位置づけた。

本章の研究では、初期時点でのマルチチャネル購買のしやすさを表す断面的傾向と時間経過の中でのマルチチャネル購買のしやすさを表す縦断的傾向の2つを推定した。結果として、初期時点でマルチチャネル購買を行いやすい消費者には、一度に多くの日用消費財を買い、時間に余裕があって買い物頻度が多く、女性高齢層で子供人数が少ないといった消費者特性が関係することを示唆した。また、時間経過と共にマルチチャネル購買を行うようになった消費者には、時間に余裕がなく、買い物は土日に行い、買い物の頻度が少なく、価格感度が高いといった消費者特性と関係があることを示唆した。さらに、日用消費財のマルチチャネル購買にはPCでのECサイト利用経験の蓄積がモバイルに比べて強く影響していること、ま

た、モバイルの影響は期の経過と共に消費者が経験をつむにつれてより強くなっていることを示唆した。

本章の研究で明らかにした、独自性の強い主張としては以下の2点が挙げられる。

① 日用消費財のマルチチャネル購買が増加してきた人たちと現状マルチチャネル購買を行っている人たちとの違いに関する示唆

第6章の研究で断面的傾向として推定した現状マルチチャネル購買を行っている人たちの傾向は、時間に余裕があるという点において第4章で示したマルチチャネル購買者の特徴と整合する。なお、時間への余裕について、第4章では質問調査で取得した多忙感(時間に余裕がない場合に正、ある場合に負)を扱い、第6章では購買頻度によって操作した買い物の時間制約(時間に余裕がある場合に正、ない場合に負)を扱っている。また、第6章の研究でチャネルの購買データとして、2015年4月~2016年12月のデータを利用したのに対し、第4章の研究では2016年4月~9月のデータを利用している。このような中で、第6章で日用消費財のマルチチャネル購買が増加してきた人たちにに関して示唆した縦断的傾向、特に、時間に余裕がなく、購買頻度が少なく、買い物は土日に行う消費者特性については、第4章の研究で特定した現状のマルチチャネル購買者の消費者特性や第6章の研究で断面的傾向として推定した消費者特性とは異なっている。日本の日用消費財市場では時間に余裕がないマルチチャネル購買者が直線的に増加していく傾向が将来的にも継続することが想定される。これに関連して、第4章ではマルチメディアを多く使うが、購買は実店舗で行っているリサーチショッパーの類型として、時間に余裕がないが、新商品・未経験品のトライアル性向をもつ層が存在することを示唆した。この人たちのうち、価格感度が高い場合には第6章で示唆したマルチチャネル購買が増えていく人たちの特徴と整合しており、将来的なマルチチャネル購買の潜在層だと推察できる。

② デバイス毎のEC利用経験が日用消費財のマルチチャネル購買者の増加に与える影響

第6章の研究ではPCでのECサイト利用経験が各期でのマルチチャネル購買の発生に強く影響していることを示唆した。第4章の研究では、マルチチャネル購買者のうち、よりオンライン購買頻度が高い人たちはPCを比較的多く使っていることを示唆したが、この点と本章での示唆は整合していると推察できる。一方、本章の研究ではモバイルでのECサイト利用経験が期の経過と共にマルチチャネル購買の発生により強い影響を与えるようになっていくことについても示唆した。第4章の研究では、マルチチャネル購買者のうち、実店舗での購買頻度も高い人たちは、モバイルを中心としてマルチメディアを多く使っていることを示唆した。また、この人たちは新商品・未経験品のトライアル性向を有し、買い物への楽しみを求め、時間には比較的余裕があることを示唆した。これに対して、本章の研究ではマルチチャネル購買が増えてきた人たちの特徴として、時間に余裕がなく、買い物の頻度が少なく、買い物は土日に行うという消費者特性を挙げた。これらの結果から、第4章で示唆したマルチチャネル購買者とマルチチャネル購買が増えてきた人たちの間ではモバイルの利用価値が異なることが推察される。現状のマルチチャネル購買におけるモバイルは、多様な情報を入手しながら、そこで快楽的な経験を積んでいくことに活用されている。しかしながら、今後のモバイルの価値としては、時間に余裕がない人が手早く簡便に購買を行う目的による効率

性・実利性がより求められていくものと推察される。

また、本研究の知見はマーケティングのデジタル化が進む中で、継続した時間軸での消費者理解に役立てることができると考える。DMP/DSP 上でのターゲット・セグメントの選定・搭載にあたって、その事前分析として実務上よく行われるのが消費者セグメンテーション分析である。その場合、往々にして得られたデータについてクラス分析などの横断的な分析方法を用いて消費者を理解することが行われている。しかしながら、チャネル領域をはじめ、デジタルに関連する領域では多くが成長市場になっており、横断面的な視座から得たマーケティング知見だけに基づいて施策を検討するだけでは必ずしも十分とは言い難い。こうした中で、本章の研究では横断面的な視座に加え、「時間経過と共にオンライン購買を行うようになっていくのはどのような消費者か」といった縦断的な視座を併せ持ちながら消費者を捉える方法を提案した。また、マルチチャネル購買をするようになっていく消費者を理解するためには、デモグラフィック特性ではなく、購買特性の理解がより重要になることを示唆した。

最後に本研究の限界と今後の課題について3点を挙げる。

第1はより長期的なデータを用いた検証である。本研究で推定された潜在成長曲線モデルの傾きの潜在変数を解釈すると、全体として消費者がオンライン購買を行いやすくなる傾向が見られたものの、それを積極的に支持できるほどの強い傾向は表れていなかった。これはオンライン購買を行う消費者の比率が急激ではなく徐々に増加していることや期間中に一度もオンライン購買を行わなかった消費者が一定数存在していることが関係していると推察される。今後はより長期的なデータを収集した上で、消費者のオンライン購買の成長度合いを捉えていくことが期待される。ただし、本研究のように日本市場の消費者のオンライン購買の成長を実データを用いて実証的に捉える目的をもった研究はこれまでに存在しないため、この結果によって本研究の意義が損なわれるものではないと考える。

第2は購買金額などの量的問題への拡張である。本研究ではオンライン購買の有無を扱うモデル化を行った。日用消費財のオンライン購買を行う消費者は本研究では各期において全消費者の約3割程度と一部であったため、購買有無を扱うことには意義があると考えられる。ただし、今後普及率が伸びた場合、発生だけでなく、その量を捉えていくことが重要になると考えられる。その際には、本研究で示唆した消費者特性との整合性を検証していくことが必要だと考えられる。

第3は第4章で捉えたような消費者セグメント毎にオンライン購買の成長を捉えていくことである。本章の研究では2年間の時系列データを用いた検討を行った。この検討に第4章のセグメンテーション結果を付与したモデル化を行うことや第5章の研究で潜在クラスを導入したように、セグメンテーションと潜在成長モデルを同時に行うことが、今後のモデル化の発展課題として考えられる。後者は潜在クラス成長モデル(Latent Class Growth Model)と呼ばれるアプローチにあたる。しかしながら、本研究で用いたデータでは、こうしたモデル化を検討する上で、サンプルサイズの限界を抱えている。特に、第4章の研究では、購買データ、PCデータ、モバイルデータという3種のデータに加え、付帯のアンケート調査を実施している。また、パネルデータの運用管理上、長期間のデータ収集には対象者の脱落の問題が付きまとう。この理由により、第4章と第6章でIDが重複するサンプルは実際には854人であった。本研究では、セグメント比率を考慮した上、より頑健な研究を行っていくことを重視し、本章のモデル化を採用した。しかしながら、もし仮に潤沢なサンプルサイズが確保

される前提にたてば、本研究の示唆を統合して、次のような予想が考えられる。本章の研究では、今後、オンライン購買が増えてきた消費者として、時間に余裕がなく、日用消費財の購買は土日に行うような傾向をもつ人たちを示唆した。また、価格感度が高い人ほどその傾向が強くなることを示唆した。これに対し、第4章では、オンラインで情報を仕入れるが購買は実店舗で行うリサーチショッパー型の消費者の一類型として、時間に余裕がないために日用消費財は手近な店舗で購入する消費者の存在を挙げた。一つの予想としては、このセグメントの人たちがオンライン購買をするようになっていくと推察される。しかしながら、このセグメントの人たちは価格感度が低い傾向にある。消費者異質性を考慮して、より細分化されたターゲティングを考えていくのであれば、このセグメントの人たちの中で、さらに価格感度が比較的高い人たちの傾向を捉えていくと、オンライン購買の成長率がより高いターゲット選定ができると考えられる。この知見は本研究の限界と今後の課題とする。

第7章 結論と今後の課題

7.1 学術的貢献

本研究はマーケティングのチャネル研究の領域において、日用消費財のマルチチャネル購買に関わる消費者特性を明らかにする目的をもって行ったものである。先行研究においてマルチチャネル購買者の特性を論じた研究は、特にオンライン購買の普及が進んだ 2000 年代中盤以降、非常に多くの蓄積がある。しかしながら、近年ではマルチメディアの普及が進むにつれて、消費者のチャネル利用の面でも、企業の施策の面でも非常に大きな変化がおきている。消費者の視点でみると、モバイルが多くの人たちに普及したことにより、オンライン購買がより手軽に行える環境になってきた。企業の視点でみると、マーケティングのデジタル化が急速に進み、DMP や DSP の利活用が定着し、そこで日々蓄積される行動ログデータをはじめとする実行データがマーケティング活動に組み込まれ、実行結果に基づいて施策の判断を行う重要性が増してきた。こうした中で、消費者のチャネル利用を扱う先行研究では、普及を続けるモバイルデバイスが消費者のチャネル利用に対して与える影響を捉えていくことが重要な課題であると指摘されているが(Verhoef et al., 2015)、購買チャネル利用とメディア/デバイスを共に実行データで実証的に捉えた研究は筆者が調べた限りほとんど存在していなかった。また、日本の日用消費財市場におけるオンラインチャネル利用は米国や中国と比較すると市場規模は小さいが、成長期にあることから、その発達段階の中で消費者を捉えていくことが課題であると本研究では考えた。

本研究の主題は、メディア環境が発達してきた中で、日本の日用消費財市場において、(1) 現状どのような人がマルチチャネル購買をしており(横断的視座)、(2) 経時的にどのような人がマルチチャネル購買をするようになってきたのか(縦断的視座)、その消費者特性を理解することにある。また、マーケティングのデジタル化が進む中で、多くの企業で消費者の実行動に基づく施策の立案が求められる現状に鑑みて、本研究では購買のスキャンパネルデータと PC・モバイルの利用ログデータが同一 ID に紐づくシングルソースパネルデータを活用し、実行に即した実証的な立場から消費者特性を理解することを目指してきた。従来のチャネル研究でよく用いられてきた質問調査において聴取した消費者の「態度」は「実行」の先行変数として位置づけられ、態度が形成されていたとしても実行にまでは結びついていないということがあり得る。また、仮に質問調査で消費者の実行動を問うたとしても、質問調査の回答結果と実行データを補足したデータの間には乖離が発生することが知られている。このような中で、本研究は消費者の購買チャネル利用行動とメディア/デバイス上での情報接触行動を共に実行で捉え、チャネル利用に関する消費者特性を議論した数少ない研究として位置づけられる。

以降では、本研究の学術的貢献について整理を行う。

① 2016 年中期時点の現状にて、どのような人がマルチチャネル購買をしているのか

本研究の第 4 章ではマルチチャネル購買者のタイプとその特性を評価した。具体的に、潜在クラスクラスタ分析を用いて、購買チャネルとメディア利用の実行動データに基づきセグ

メントを特定し、そこに寄与する消費者の心理属性を評価していくことで、実行動とその背後にある消費者心理の接合を図った。結果として、Konus et al. (2008)が1つの消費者群として捉えたマルチチャネル購買者について、本研究では実店舗とオンラインを使い分ける消費者とオンライン購買を多く行うが実店舗購買が少ない消費者という2つのタイプが存在することを示唆した。

1つは、実店舗をより重視し、実店舗とオンラインを使い分けるマルチチャネル購買者である。この人たちはモバイルを含むマルチメディアを多く使い、新商品・未経験品のトライアル性向とブランド・店舗のリピート性向を共に有し、多忙感がなく時間に余裕があり、楽しみながら買い物を行い、他者受容を求めない傾向にあった。特に、新商品・未経験品のトライアル性向を有し、買い物の楽しみを求める傾向は、Konus et al. (2008)が示唆した傾向と整合し、この傾向がモバイルを活発に利用する消費者にあてはまることを挙げた Sands et al. (2016)とも整合する。また、この人たちはモバイルを含むマルチメディアを時間に余裕を持ちながら活発に利用しており、モバイルがもつ娯楽性や快楽性といったデバイス特性を活かし、「探求(Exploration)」の享乐的ベネフィット(Ailawadi et al., 2001)を求める性向にあると推察される。

もう1つは、オンライン購買を多く行うが、実店舗購買が少ないマルチチャネル購買者である。この人たちはPCデバイスを比較的多く使い、適正価格に関する実利的ベネフィットを求め、ブランド・店舗のリピート性向も高い傾向にあった。この人たちは先行研究で示唆されていないマルチチャネル購買者のタイプであるが、その理由として、日用消費財では複数の商品カテゴリをまたがる購買やまとめ買いといったEC上で情報処理負荷の高い買い方が一般的にされるが、本研究ではPCデバイスを明示的に識別して消費者を分類しているため、情報操作性や価格比較性に優れるPCのデバイス特性が反映されたと考えられる。また、Konus et al. (2008)の示唆と異なり、本研究ではいずれのマルチチャネル購買者もブランド・店舗のリピート性向を有することが示唆された。この違いとして、本研究では実行動としてチャンネル上で一定のリピート購買結果が蓄積された消費者をマルチチャネル購買者として識別しているため、行動結果と心理的なりピート性向が整合する形で結びついたことが推察される。

② 2015年から2016年にかけて、経時的にどのような人がマルチチャネル購買をするようになってきたか

本研究では、2つのモデルを用いて経時的な視点から消費者のチャネル利用を捉え、その変化に関係する消費者特性を評価した。具体的に、第5章ではオンライン購入率が比較的高いヘアケアカテゴリについて、初回オンライン購買者のその後の購買機会におけるチャネル選択変化を混合隠れマルコフモデルにより分析した。その結果、チャネルを都度変えるスイッチャー、実店舗に戻るオフライン復帰型、オンラインを続けるオンライン継続型という3つの消費者群を特定し、その違いとして休日、高価格商品、マイナーブランドという購買機会時要因が関係することを示唆した。また、第6章では日用消費財全般の購買における4半期毎の消費者のマルチチャネル購買有無についての経時的変化を潜在成長曲線モデルにより分析した。その結果、一度に多くの日用消費財を買い時間制約が小さく時間に余裕があるという断面的傾向と休日に買い物し時間制約が大きく時間に余裕がなく価格感度が高いという

縦断的傾向という異なる消費者特性を示唆した。

第5章のモデルでは初回オンライン購買後、チャンネルを都度変えるスイッチャー(38.7%)、実店舗に戻るオフライン復帰型(35.1%)、オンラインを続けるオンライン継続型(26.2%)の3つの消費者群を特定した。経時的に消費者のチャンネル選択を捉えた本研究では、値引率、まとめ買い、低価格商品といった購買機会時要因について、経時的視点によらない先行研究と同様の傾向が全ての消費者に共通して確認された。逆に、先行研究との違いとして、休日に実店舗購買されやすい傾向、高価格商品でオンライン購買されやすい傾向はスイッチャーとオフライン復帰型にあてはまるが、オンライン継続型にはあてはまらないというセグメント特有の傾向がみられた。また、マイナーブランドに関してスイッチャーやオンライン継続型はオンラインで購買を行うが、オフライン復帰型は実店舗で購買を行う傾向にあることを示唆した。この違いには、前者は店頭に置けない希少性の高い商品を取り揃えられるオンライン購買の強みを重視し、後者は実物の確認というリスク認知性向を重視する傾向が反映されていると推察できる。加えて、スイッチャーがよりオンライン購買の傾向を強めていくには、カテゴリ単体の購買経験だけでなく、日用消費財全般の購買経験の蓄積が寄与することを示唆した。

第6章のモデルでは、まず、消費者のマルチチャンネル購買は直線的に増加していることを示唆した。その上で、断面的傾向である初期時点でマルチチャンネル購買を行いやすい消費者は、一度に多くの日用消費財を買い、時間制約が小さく時間に余裕があって買い物頻度が多い傾向にあることを示唆した。この傾向は時間に余裕があるという点で、第4章の研究で挙げた消費者特性と整合している。一方、縦断的傾向である時間経過と共にマルチチャンネル購買が増えてきた消費者は、時間制約が大きくなり時間に余裕がなく、買い物は休日に行い、買い物の頻度が少なく、価格感度が高い傾向にあることを示唆した。この傾向は時間に余裕がないという点で第4章の研究で挙げた消費者特性と違いが表れている。また、PCでのECサイト利用経験の蓄積がモバイルに比べて強く影響しているが、モバイルは期の経過と共にその影響がより強くなっていることを示唆した。これらの違いを踏まえると、経時的に日本の日用消費財のマルチチャンネル購買を捉えた場合、「時間に余裕がない人」まで今後その普及が進んでいくことが示唆される。また、その際、モバイルが果たす役割も変わることが推察される。現状モバイルは娯楽性、快楽性といった享乐的ベネフィットを得る目的で利用されているが、今後は時間を節約する簡便性の目的が重視されることが推察される。

以上を踏まえて、本研究の独自性のある主張を整理すると、以下の3点が挙げられる。

- (1) 日本の日用消費財市場のマルチチャンネル購買では、現状の消費者の傾向とは異なり、将来的には時間に余裕がない人までその普及が進んでいくことが示唆され、その際、モバイルデバイスは現状の娯楽性、快楽性といった享乐的ベネフィットを得る目的だけでなく、時間を節約する簡便性を得る目的で活用されていくことを推察した。
- (2) 購買チャンネル利用だけでなく、デバイス上での情報接触をあわせて捉えたことにより、現状の日本の日用消費財のマルチチャンネル購買者において、オンライン購買を多く行うが実店舗購買が少なくなり、価格に関する実利的ベネフィットを求め、情報操作性に優れたPC

デバイスを活用する消費者の新たな一面を発見した。

(3) 先行研究でほとんど扱われていない縦断的視点によって消費者のチャネル利用を捉えたことにより、購買機会時要因について、値引率、まとめ買い、低価格商品購買では消費者全体において先行研究と同様の傾向を確認したが、休日、高価格商品購買、マイナーブランドについて、経時的なチャネル利用の違いによるセグメント特有の傾向が示唆された。また、実店舗とオンラインを都度変える買い方をしている消費者が、今後オンライン購買を増やしていく場合、そのカテゴリだけでなく、日用消費財全般のオンライン購買経験を蓄積していく必要があることを示唆した。

以上の本研究の知見について、図 7.1 に整理した。

日本の日用消費財市場において	
① 2016年中期時点の現状にてどのような人がマルチチャネル購買をしているのか	② 2015年から2016年にかけて経時的にどのような人がマルチチャネル購買をするようになってきたか
<p>本研究ではKonus et al. (2008)が1つの消費者群として捉えたマルチチャネル購買者について2つのタイプが存在することを示唆した。</p> <p>(1) 実店舗とオンラインを使い分ける消費者 オンライン購買を多く行う消費者</p> <p>モバイルを含むマルチメディアを利用し 享乐的ベネフィットを求める傾向にある。 →先行研究(Konus et al., 2008; Sands et al., 2016)と同様、本研究でもこの人たちの存在を確認した。</p> <p>(2) オンライン購買を多く行うが、実店舗購買が少ない消費者</p> <p>価格に関する実利的ベネフィットを求め 情報操作性に優れたPCデバイスを活用する。 →本研究の新たな示唆である。</p>	<p>日本のオンライン購買市場は成長期にある。</p> <p>将来的には現状の消費者の傾向とは異なり 時間に余裕がない人までオンライン購買の 普及が進んでいくことが示唆される。 その際、モバイルは娯楽性、快楽性といった 享乐的ベネフィットを得る目的だけでなく 時間を節約する簡便性を得る目的で活用さ れていくことが推察される。</p> <p>消費者の経時的なチャネル利用の違いによ る特有の傾向が購買機会時要因(休日、高 価格商品購買、マイナーブランド)について 示唆された。 また、実店舗とオンラインを都度変える買い 方をしている消費者が、今後オンライン購買 を増やしていく場合、そのカテゴリだけでなく、 日用消費財全般のオンライン購買経験を蓄 積していく必要があることを示唆した。</p>

図 7.1 チャネル利用に関する消費者特性の総括

7.2 消費者特性を考慮したビジネスインプリケーション

本節ではデジタルマーケティング環境下で企業が本研究の知見を実務に活かす際のビジネスインプリケーションについて議論する。本研究で示唆された特性は、小売業やメーカー、広告代理店などの幅広い実務家が日用消費財のチャネル戦略を検討する際に役立てることができると考えられる。以降では、チャネルマーケティングにおける消費者戦略を得られた消費者の特性に応じて「実店舗購買とオンライン購買の双方での享楽性」、「オンライン購買の価格に関する実利性」、「オンライン購買の時間効率性」という視点から整理する。

① 実店舗購買とオンライン購買の双方での享楽性を活かした商品推奨戦略

本研究で示唆された一つのマルチチャネル購買者の特性は新商品や未経験品を積極的に購入し、楽しい買い物経験をしていることにある。これらのセグメントに対してはオンラインと実店舗を共に高い頻度で使い分けることを促すマルチチャネルでの消費者戦略を検討する意義があるだろう。そこではトライアルを促すことや買い物の中で楽しい経験を積んでいけるチャネル作りをしていくことが重要であると考えられる。例えば、近年オンラインチャネル主体の Amazon は米国にて実店舗の展開を加速させている。その背景には実店舗ならではの在庫の見本市や偶発的な商品との出会いを活かすといった狙いがあるとされている (Fortune, 2017)。また、EC サイト上での購買においてもレコメンド技術の発達に伴い、単に前回購買した商品に近い商品をレコメンドするのではなく、消費者が潜在的に欲する商品をレコメンドすることが重要であるとして、その技術の改善が進んでいる (星野, 2017)。こうした中で、オンラインと実店舗が独立するのではなく、双方で補完性を創出するためには、それぞれで消費者が会える商品が異なるといったチャネル間の異質性を高めていく取り組みがより重要になっていくと考えられる (Avery et al., 2007)。さらに、このセグメントではモバイルを含むマルチメディアの利用も活発であることが示唆されており、消費者の情報感度の高さがチャネルの使い分けにも通じていることが推察される。それゆえ、このセグメントには積極的な情報の提示が有用であると考えられる。

② オンライン購買の価格に関する実利性を活かした価格情報戦略

もう一つのマルチチャネル購買者はオンライン購買を重視する度合いが高く、価格に関する実利的なベネフィットを重視することが本研究の横断面的分析により示唆された。また、この価格重視傾向に関連して、価格感度が高い人ほどオンライン購買が増えていく傾向にあることが縦断的分析でも示唆された。さらに、このような人たちは PC を多く使っており、その要因として PC の情報操作性に優れるデバイス特性が関係すると考えられる。これらの傾向を実務に活かすために日用消費財の買い方に着目すると、日用消費財では複数の商品カテゴリをまたがる同時購買やまとめ買いといった買い方が一般的であると言われている (Melis et al., 2016)。オンライン購買を多く行う消費者の価格比較のニーズを満たすのであれば、複数の商品カテゴリをまたがる同時購買やまとめ買いの際に、類似する商品の価格が容易に参照でき、手早く買い物カートに商品を入れていけるといった比較容易性を重視した施策が有用であると考えられる。

③ オンライン購買の時間効率性を活かした商品情報戦略

本研究では経時的にマルチチャネル購買をするようになってきた人たちは時間の余裕がないことが示唆された。この傾向は今後も継続し、平日は忙しく、日用消費財の買い物を休日に行う人たちまでオンライン購買が普及していくことが考えられる。このような状況では、モバイルを活用し、消費者により簡便な購買を促して時間効率性を上げていくことが課題であると考えられる。その際、顧客の“時間”の捉え方が実務上では重要であろう。奥谷(2016)は「検討→購入→使用・消費」という購買意思決定を時間軸で捉えた場合、モバイルは必ずしも購入時点の時間効率性にだけ寄与するものではなく、検討段階の効率性にも寄与するこ

とを示唆している。日用消費財の購入検討は、食品カテゴリを例にあげるならば、食卓の献立メニューを考える時にどの食材を選択していくかといった朝・昼・夜の食卓や季節、祝い事といった“オケーション(時や場面)”に依存するものが代表的である(朝野・山中, 2000)。このような場合、例えば、消費者が献立の検討を思いついた時に、そのメニューに連動した商品を実際の簡便なモバイルで検討でき、それを簡便に保持しておき購入につなげられるといった検討段階の時間効率性を上げる仕組みづくりも有用であると考えられる。

7.3 今後の課題

最後に本研究の今後の課題を整理する。

第1として、本研究の第4章では購買チャネルとメディア接点について実行動のみをデータとして収集して分析しているが、先行研究(Konus et al., 2008; Sands et al., 2016)と同様に態度のデータも収集して同一対象者で実行動と態度を共に含んで分析することが望ましいと考えられる。その際、態度と行動の一致や不一致が、どのような場合に起こるのか、また、なぜ起こるのかを捉えていくことは重要な課題である。マーケティングにおける消費者の購買プロセス上の情報処理の観点では、認知的情報処理がされる場合には標準的学習階層モデル(standard learning hierarchy)として態度は行動の先行変数として扱われるが、消費者の購買においては必ずしもこの限りではなく、先に購買の行動が起きて商品を使用した後に態度が決定される低関与階層モデル(low-involvement hierarchy)といった考え方も知られている(Solomon, 2001; 田中, 2008)。このような中では、本研究で扱っていないブランドや店舗・ECサイトが持つ固有の特徴を踏まえた上で議論を深めていくことも重要であると考えられる。また、施策の観点でみると、態度と行動の一致や不一致が消費者に起きている状況下で、どのような人にどのようなマーケティング施策をとっていくと企業の収益に貢献しうるかを議論していくこともマーケティング応用上は重要であると考えられる。

第2は購買チャネルおよびメディアの精緻化である。本研究ではチャネルおよびメディアの定義について、大きい括りで捉えていくことを意識した研究を行った。例えば、購買チャネル側でスーパーマーケットやドラッグストア、百貨店、ホームセンターなどの「業態」をまとめて実店舗チャネルとして扱っている。また、メディアの単位として、2.3節で定義したように「デバイス」に焦点をあてて研究している。これは広義にメディア・チャネルを意図しているものであり、購買チャネル側と粒度感を揃える意味合いであった。今後、より精緻化するならば、購買チャネル側は「業態」、「チェーン」、「店舗」、メディア側は「コンテンツジャンル」「サービス(例. Twitter, Facebook, Youtube)」といった細分化が可能であると考えられる。

第3は長期的なデータに基づく実証分析である。消費者のオンライン購買は増加を続けているが、その伸びは急激ではなく、徐々に増えていることを本研究では示した。今後、より長期的なデータを蓄積できれば、縦断的な視座に基づく消費者差異が捉えやすくなると考えられ、本研究の手法の応用上の課題としていきたい。

第4はマルチチャネル購買者の特性についてのメカニズム的理解である。本研究では実行動に基づいて消費者間の差異を捉えていった。一方、そこで得られた消費者間の差異にはど

のような消費者内のメカニズムが働いているのかについては、必ずしも十分に迫りきれていない。本研究で得られた示唆に基づいて、それらをより深めるための発展課題として以下を挙げる。

(1) ブランドおよび商品への真のロイヤリティ

第4章の研究ではマルチチャネル購買者がブランド・店舗のリピー特性を有することを示唆した。一方、本研究ではブランドと店舗を区別していない点に限界を抱えており、この区別は今後の課題である。また、リピー特性は行動的な側面を問う変数項目によって操作しており、愛情、信念を伴う「真のロイヤリティ」を捉える目的での操作は行っていない。それゆえ、マルチチャネル購買者の行動結果には心理的ロイヤリティが伴っているのかという点は今後、議論の余地がある。

(2) オンラインチャネルの継続利用のための適正な価格施策

第4章の研究ではオンライン購買を多く行うが、実店舗購買が少ないマルチチャネル購買者が存在し、この人たちは適正価格を求める傾向にあることを示唆した。一方、どのように価格を提示すれば、よりオンラインチャネルの継続利用性が高まるかについては本研究では扱えきれていない。特に、オンラインでの価格が実店舗での価格と差がある場合、どの程度の値引きがオンライン購買につながるのかといった点を把握していくことは今後の課題であると考えられる。

(3) リスク認知

第5章の研究では希少性の高い商品やロングテール商品のチャネル利用には消費者間差異が生じること示唆し、この傾向には消費者のリスク認知が関係することを推察した。オンライン購買には、強みである品揃えの豊富さ(Verhoef et. al., 2015)と弱みである実物が確認できないことによる消費者の期待との乖離(Campo & Breugelmans, 2016)という、ベネフィットとリスクの間でのトレードオフが発生している。消費者のリスク認知を明示的に識別し、チャネル利用への影響を捉えていく点は今後の課題としたい。

謝辞

本論文内の研究を遂行するにあたり、指導教員である筑波大学の近藤文代講師より多大なるご指導・助言を頂きました。近藤先生は私が博士前期課程修了後、社会人生活を送る中で、博士後期課程進学を希望してご相談した際にも温かく迎え入れてくださりました。本研究を進めるにあたっても非常にきめ細かいご指導を頂き、内容を深めていくことができました。この場をお借りして厚く感謝申し上げます。

私の勤務先である株式会社インテージにも感謝いたします。特に、当社の村上清幸取締役、李相吉副本部長、山田護部長、田中由紀子マネージャーは私の博士課程への挑戦を応援くださり、本研究においても実務的視点から多くのご助言を賜りました。また、インテージが保有する i-SSP(インテージ・シングルソースパネルデータ)や SCI(全国消費者パネル調査)といった消費者パネルデータを本研究に活用できたことは、研究を進めていく上での大きな力になりました。心より感謝申し上げます。

本研究の第3章は元同僚の残間大地氏と共同で研究いたしました。残間氏には研究を深めるための多くの貴重な議論をさせて頂きました。改めて御礼を申し上げます。

慶應義塾大学の星野崇宏教授には、本研究の第3章、第6章を中心に、日本行動計量学会での活動を通じて、様々な角度から非常に貴重なご意見を聞かせて頂きました。心より感謝申しあげます。

また、博士論文審査を通じ、筑波大学の渡邊真一郎教授、イリチュ美佳教授、生稲史彦准教授に大変有益なコメントを頂きました。厚く御礼を申し上げます。

第3章および第6章の行動計量学誌、第4章の *Journal of Retailing and Consumer Services*、第5章の *オペレーションズ・リサーチ* 誌の匿名の査読者の先生方にも感謝を申し上げます。査読プロセスを経験することにより、研究に深みをあたえることができました。

最後に私の研究生活を温かく見守り続けてくれた両親に深い感謝の気持ちを捧げます。

参考文献

1. 阿部誠, 近藤文代 (2005). “マーケティングの科学—POS データの解析—,” 朝倉書店.
2. Abeeel, M. V., Beullens, K., & Roe, K. (2013). “Measuring mobile phone use: Gender, age and real usage level in relation to the accuracy and validity of self-reported mobile phone use,” *Mobile Media and Communication*, 1(2), 213-236.
3. Ailawadi, K. L., Neslin, S. A., & Gedenk, K. (2001). “Pursuing the value conscious consumer: Store brands versus national brand promotions,” *Journal of Marketing*, 65, 71–89.
4. Amemiya, T. (1984). “Tobit models: A survey,” *Journal of Econometrics*, 24, 3-61.
5. Ansari, A., Mela, C. F., & Neslin, S. A. (2008). “Customer channel migration,” *Journal of Marketing Research*, 45(1), 60-76.
6. 青木幸弘 (2004). “製品関与とブランド・コミットメント——構成概念の再検討と課題整理——,” *マーケティングジャーナル*, 23(4), 25-51.
7. 朝野熙彦, 山中正彦 (2000). “新製品開発,” 朝倉書店.
8. Avery, J., Caravella, M., Deighton, J., & Steenburgh, T. J. (2007). “Adding bricks to clicks: The effects of store openings on sales through direct channels,” *Working Paper*. Harvard Business School, 7–43.
9. Avery, J., Steenburgh, T., Deighton, J., & Caravella, M. (2012). “Adding bricks to clicks: Predicting the patterns of cross-channel elasticities over time,” *Journal of Marketing*, 76(3), 96–111.
10. Babin, B. J., Darden, W., & Griffin, M. (1994). “Work and/or fun: Measuring hedonic and utilitarian shopping value,” *Journal of Consumer Research*, 20(4), 644–657.
11. Barry, T. E., (1987). “The development of the hierarchy of effects: An historical perspective,” *Current issues and Research in Advertising*, 10, 251–295.
12. Batini, C., & Scannapieco, M. (2016). “Data and information quality—Dimensions, principles and techniques—,” Springer International Publishing Switzerland, Chapter 14.
13. Baum, L. E., Petrie, T., Soules, G., & Weiss, N. (1970). “A maximization technique occurring in the statistical analysis of probabilistic functions of Markov chains,” *The annals of mathematical statistics*, 41(1), 164-171.
14. Belk, R. (1974). “An exploratory assessment of situational effects in buyer behavior,” *Journal of Marketing Research*, 11, 156-63.
15. Belli, R., Schwarz, N., Singer, E., & Talarico, J. (2000). “Decomposition can harm the accuracy of retrospective behavioral reports,” *Applied Cognitive Psychology*, 14, 295-308.
16. Bendoly, E., Blocher, J. D., Bretthauer, K. M., Krishnan, S., & Venkataramanan, M. A. (2005). “Online/in-store integration and customer retention,” *Journal of Service Research*, 7(4), 313–327.
17. Bhatnagar, A., & Ghose, S. (2004). “Online information search termination patterns across product categories and consumer demographics,” *Journal of Retailing*, 80(3), 221–228.
18. Boase, J., & Ling, R. (2013). “Measuring mobile phone use: Self-report versus log data,” *Journal of Computer Mediated Communication*, 18(4), 508-519.

19. Bozdogan, H. (1987). "Model selection and Akaike's information criterion (AIC): The general theory and its analytical extensions," *Psychometrika*, 52(3), 345-370.
20. Boyd, D., & Crawford, K. (2012). "Critical questions for big data: Provocations for a cultural, technological, and scholarly phenomenon," *Information, communication and society*, 15(5), 662-679.
21. Breugelmans, E., & Campo, K. (2016). "Cross-channel effects of price promotions: An empirical analysis of the multi-channel grocery retail sector," *Journal of Retailing*, 92(3), 333–351.
22. Briesch, R. A., Chintagunta, P. K., & Fox, E. J. (2009). "How does assortment affect grocery store choice?," *Journal of Marketing research*, 46(2), 176-189.
23. Burke, Raymond R. (2002), "Technology and the customer interface: What consumers want in the physical and virtual store," *Journal of the Academy of Marketing Science*, 30, 411-32.
24. Campo, K., & Breugelmans, E. (2015). "Buying groceries in brick and click stores: Category allocation decisions and the moderating effect of online buying experience," *Journal of Interactive Marketing*, 31, 3, 63-78.
25. Cavallo, A. (2017). "Are online and offline prices similar? Evidence from large multi-channel retailers," *American Economic Review*, 107(1), 283-303.
26. Chandon, P., Wansink, B., & Laurent, G. (2000). "A benefit congruency framework of sales promotion effectiveness," *Journal of Marketing*, 64, 65–81.
27. Chang, C. W. (2012). "Multichannel marketing and hidden markov models," University of Washington.
28. Chang, C. W., & Zhang, J. Z. (2016). "The effects of channel experiences and direct marketing on customer retention in multichannel settings," *Journal of Interactive Marketing*, 36, 77-90.
29. Chintagunta, P. K., Chu, J., & Cebollada, J. (2012). "Quantifying transaction costs in online/off-line grocery channel choice," *Marketing Science*, 31(1), 96-114.
30. Chiou-Wei, S. Z., Inman, J. J. (2008). "Do shoppers like electronic coupons? A panel data analysis," *Journal of Retailing*, 84(3), 297–307.
31. Chu, J., Chintagunta, P. K., & Cebollada, J. (2008). "Research note—A comparison of within-household price sensitivity across online and offline channels," *Marketing Science*, 27(2), 283–299.
32. Chu, J., Arce-Urriza, M., Cebollada-Calvo, J. J., & Chintagunta P. K. (2010). "An empirical analysis of shopping behavior across online and offline channels for grocery products: The moderating effects of household and product characteristics," *Journal of Interactive Marketing*, 24(4), 251-268.
33. Collins, M. L., & Lanza, T. S. (2009). "Latent class and latent transition analysis: With applications in the social, behavioral and Health Sciences," Wiley, Hoboken.
34. Cunningham, L. F., Gerlach, J. H., Harper, M. D., & Young C. E. (2005). "Perceived risk and the consumer buying process: Internet airline reservations," *International Journal of Services Industry Marketing*, 16, 357-372.
35. Degeratu, A. M., Rangaswamy, A., & Wu, J. (2000). "Consumer choice behavior in online and traditional supermarkets: The effects of brand name, price, and other search attributes,"

- International Journal of Research in Marketing, 17, 1, 55-78.
36. 電通 (2017). “日本の広告費,” http://www.dentsu.co.jp/knowledge/ad_cost/ (2018 年 12 月 30 日閲覧)
 37. Dholakia, U. M., Kahn, B. E., Reeves, R., Rindfleisch, A., Stewart, D., & Taylor, E. (2010). “Consumer behavior in a multichannel, multimedia retailing environment,” *Journal of Interactive Marketing*, 24(2), 86–95.
 38. Du, R. Y., & Kamakura, W. A. (2006). “Household life cycles and lifestyles in the United States,” *Journal of Marketing Research*, 4(1), 121-132.
 39. Dutka, S., & Frankel, L. R. (1997). “Measuring response error,” *Journal of Advertising Research*, 37(1), 33-40.
 40. Einav, L., Leibtag, E., & Nevo, A. (2010). “Recording discrepancies in Nielsen Homescan data: Are they present and do they matter?,” *Quantitative Marketing and Economics*, 8(2), 207-239.
 41. Enoch, G., & Johnson, K. (2010). “Cracking the cross-media code,” *Journal of Advertising Research*, 50(2), 125-136.
 42. Falk, T., Schepers, J., Hammerschmidt, M., & Bauer, H. H. (2007). “Identifying cross-channel dissynergies for multichannel service providers,” *Journal of Service Research*, 10(2), 143-160.
 43. Fassnacht, M., & Unterhuber, S. (2016). “Consumer response to online/offline price differentiation,” *Journal of Retailing and Consumer Services*, 28, 137-148.
 44. Fornari, E., Fornari, D., Grandi, S., Menegatti, M., & Hofacker, C. F. (2016). “Adding store to web: Migration and synergy effects in multi-channel retailing,” *International Journal of Retail & Distribution Management*, 44(6), 658–674.
 45. Fortune. (2017), “5 reasons why Amazon is experimenting with physical stores,” <http://fortune.com/2017/04/28/5-reasons-amazon-physical-stores/> (2018 年 12 月 30 日閲覧)
 46. Frambach, R. T., Roest, H. C. A., & Krishnan, T. V. (2007). “The impact of consumer Internet experience on channel preference and usage intentions across the different stages of the buying process,” *Journal of Interactive Marketing*, 21(2), 26-41.
 47. Ganesan, S., George, M., Jap, S., Palmatier, R.W., & Weitz, B. (2009). “Supply chain management and retailer performance: Emerging trends, issues, and implications for research and practice,” *Journal of Retailing*, 85(1), 84-94.
 48. Gensler, S., Verhoef, P. C., & Böhm, M. (2012). “Understanding consumers’ multichannel choices across the different stages of the buying process,” *Marketing Letters*, 23(4), 987-1003.
 49. Glasner, T., van der Vaart, W., & Dijkstra, W. (2015). “Calendar instruments in retrospective web surveys,” *Field Methods*, 27(3), 265-283.
 50. Guadagni, P. M., & Little, J. D. C. (2008). “A logit model of brand choice calibrated on scanner data: A 25th anniversary perspective,” *Marketing Science*, 27(1), 29–48.
 51. Gupta, S., & Chintagunta, P. K. (1994). “On using demographic variables to determine segment membership in logit mixture models,” *Journal of Marketing Research*, 31, 128–136.
 52. Haan, E., Kannan, P.K., Verhoef, P.C., & Wiesel, T. (2018). “Device switching in online purchasing: Examining the strategic contingencies,” *Journal of Marketing*, 82, 5, 1-19.
 53. Heckman, J. J. (1979). “Sample selection bias as a specification error,” *Econometrica*, 47(1),

- 153-161.
54. Heerwegh, D. (2009). "Mode differences between face-to-face and web surveys: an experimental investigation of data quality and social desirability effects," *International Journal of Public Opinion Research*, 21(1), 111-121.
 55. 久松俊道, 外川隆司, 朝日弓未, 生田目崇 (2013). "EC サイトにおける購買予兆発見モデルの提案," *オペレーションズ・リサーチ:経営の科学*, 58(2), 93-100.
 56. 星野崇宏 (2017). "ビッグデータ・アドテク・AI 消費者理解とマーケティング施策での課題," *AD STUDIES*, 61, 14-20.
 57. 星野崇宏 (2013). "継続時間と離散選択の同時分析のための変量効果モデルとその選択バイアス補正-Web ログデータからの潜在顧客への広告販促戦略立案-, " *日本統計学会誌*, 43(1), 41-58.
 58. 星野崇宏 (2009). "調査観察データの統計科学: 因果推論・選択バイアス・データ融合," 岩波書店.
 59. 猪狩良介, 星野崇宏 (2016). "Online-Offline チャンネルにおける消費者の購買間隔と購買金額の同時モデリング", *オペレーションズ・リサーチ 経営の科学*, 61(9), 589-599, 2016.
 60. インテージ (2016). "マルチデバイス利用調査によるデバイス利用動向," <https://www.intage.co.jp/library/20160601/> (2018 年 12 月 30 日閲覧)
 61. Inman, J. J., Shankar, V., & Ferraro, R. (2004). "The roles of channel-category associations and geodemographics in channel patronage," *Journal of Marketing*, 68(2), 51-71.
 62. 石垣司, 竹中毅, 本村陽一 (2011). "日常購買行動に関する大規模データの融合による顧客行動予測システム," *人工知能学会論文誌*, 26(6), 670-681.
 63. Jarvinen, J., & Taiminen, H. (2016). "Harnessing marketing automation for B2B content marketing," *Industrial Marketing Management*, 54, 164-175.
 64. Jeong, S. H., & Fishbein, M. (2007). "Predictors of multitasking with media: Media factors and audience factors," *Media Psychology*, 10(3), 364-384.
 65. Jiang, L. A., Yang, Z., & Jun, M. (2013). "Measuring consumer perceptions of online shopping convenience," *Journal of Service Management*, 24, 2, 191-214.
 66. Kannan, P. K., Reinartz, W., & Verhoef, P. C. (2016). "The path to purchase and attribution modeling: Introduction to special section," *International Journal of Research in Marketing*, 33(3), 449-456.
 67. 経済産業省 (2018). "平成 29 年度我が国におけるデータ駆動型社会に係る基盤整備 (電子商取引に関する市場調査)," <http://www.meti.go.jp/press/2018/04/20180425001/20180425001.html> (2018 年 12 月 30 日閲覧)
 68. 経済産業省 (2017). "平成 28 年度我が国経済社会の情報化・サービス化に係る基盤整備 (電子商取引に関する市場調査)," <http://www.meti.go.jp/press/2017/04/20170424001/20170424001.html> (2018 年 12 月 30 日閲覧)
 69. Keen, C., Wetzels M., Ruyter, K. D. & Feinberg, R. (2004). "E-tailers versus retailers: Which factors determine consumerspPreferences," *Journal of Business Research*, 57, 685-95.
 70. Keyser, A. D. Schepers, J., & Konus, U. (2015). "Multichannel customer segmentation: Does the after-sales channel matter? A replication and extension," *International Journal of Research in*

- Marketing, 32(4), 453–456.
71. Kim, J., & Park, J. (2005). “A consumer shopping channel extension model: attitude shift toward the online store,” *Journal of Fashion Marketing and Management*, 9(1), 106–121.
 72. Kleijnen, M., Ruyter, K. D., & Wetzels, M. (2007). “An assessment of value creation in mobile services delivery and the moderating role of time consciousness,” *Journal of Retailing*, 83(1), 33–46.
 73. Klemperer, P. (1995). “Competition when consumers have switching costs: An overview with applications to industrial organization, macroeconomics, and international trade,” *The Review of Economic Studies*, 62(4), 515–539.
 74. Kobayashi, T., & Boase, J. (2012). “No such effect? The implications of measurement error in self-report measures of mobile communication use,” *Communication Methods and Measures*, 6(2), 126–143.
 75. 近藤公彦 (2018). “日本型オムニチャネルの特質と理論的課題,” *流通研究*, 21(1), 77–89.
 76. Konus, U., Verhoef, P. C., & Neslin, S. A. (2008). “Multichannel shopper segments and their covariates,” *Journal of Retailing*, 84(4), 398–413.
 77. 小杉考司, 清水裕士 (2014). “M-plus と R による構造方程式モデリング入門,” 北大路書房.
 78. Krugman, H. E., & Hartley, E. L. (1970). “Passive learning from television,” *Public Opinion Quarterly*, 34, 184–190.
 79. Kumar, V., & Venkatesan, R. (2005). “Who are the multichannel shoppers and how do they perform?: correlates of multichannel shopping behavior,” *Journal of Interactive Marketing*, 19(2), 44–62.
 80. Kushwaha, T., & Shankar, V. (2013). “Are multichannel customers really more valuable? The moderating role of product category characteristics,” *Journal of Marketing*, 77(4), 67–85.
 81. Lee, T. K., Wickrama, K., & O’Neal, C. W. (2018). “Application of latent growth curve analysis with categorical responses in social behavioral research,” *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 25, 2, 294–306.
 82. Leeflang, P. S., Verhoef, P. C., Dahlström, P., & Freundt, T. (2014). “Challenges and solutions for marketing in a digital era,” *European Management Journal*, 32(1), 1–12.
 83. Li, S., Sun, B., & Montgomery, A. L. (2011). “Cross-selling the right product to the right customer at the right time,” *Journal of Marketing Research*, 48(4), 683–700.
 84. Li, J., Konus, U., Langerak, F., & Weggeman, M. C. (2017). “Customer channel migration and firm choice: The effects of cross-channel competition,” *International Journal of Electronic Commerce*, 21(1), 8–42.
 85. Lichtenstein, D. R., Netemeyer, R. G., & Burton, S. (1990). “Distinguishing coupon proneness from value consciousness: An acquisition-transaction utility theory perspective,” *Journal of Marketing*, 54, 54–67.
 86. Masyn, K. E., Petras, H., & Liu, W. (2014). “Growth curve models with categorical outcomes,” In *Encyclopedia of criminology and criminal justice*. Springer, New York, 2013–2025.
 87. Mathwick, C., Malhotra, N. K., & Rigdon, E. (2002). “The effect of dynamic retail experiences

- on experiential perceptions of value: An Internet and catalog comparison,” *Journal of Retailing*, 78(1), 51–60.
88. Melis, K., Campo, K., Breugelmans, E., & Lamey, L. (2015). “The impact of the multi-channel retail mix on online store choice: Does online experience matter?,” *Journal of Retailing*, 91(2), 272-288.
 89. Melis, K., Campo, K., Lamey, L., & Breugelmans, E. (2016). “A bigger slice of the multichannel grocery pie: When does consumers’ online channel use expand retailers’ share of wallet?,” *Journal of Retailing*, 92(3), 268-286.
 90. Mehta, P. D., Neale, M. C., & Flay, B. R. (2004). “Squeezing interval change from ordinal panel data: Latent growth curves with ordinal outcomes,” *Psychological methods*, 9(3), 301.
 91. Midgley, D. F. & Dowling, G. R. (1978). “Innovativeness: “The concept and its measurement,” *Journal of Consumer Research*, 4, 229–242.
 92. 三浦麻子, 小林哲郎 (2015). “オンライン調査モニタの Satisfice に関する実験的研究,” *社会心理学研究*, 31(1), 1-12.
 93. Montaguti, E., Neslin, S. A., & Valentini, S. (2015). “Can marketing campaigns induce multichannel buying and more profitable customers? A field experiment,” *Marketing Science*, 35(2), 201-217.
 94. Montgomery, A. L., Li, S., Srinivasan, K., & Liechty, J. C. (2004). “Modeling online browsing and path analysis using clickstream data,” *Marketing Science*, 23(4), 579-595.
 95. Montoya-Weiss, M. M., Glenn B. V., & Grewal, D. (2003). “Determinants of Online Channel Use and Overall Satisfaction with a Relational Multichannel Service Provider,” *Journal of the Academy of Marketing Science*, 31(4), 448-58.
 96. 守口剛 (2017). “セールスプロモーション基礎,” 宣伝会議マーケティング選書.
 97. 本橋永至, 樋口知之 (2013). “市場構造の変化を考慮したブランド選択モデルによる購買履歴データの解析,” *マーケティング・サイエンス*, 21(1), 37-59.
 98. Muthén, L. K., & Muthén, B. O. (1998-2017). “Mplus User’s Guide (8th ed),” Los Angeles, CA: Muthén & Muthén.
 99. 中村博 (2003). “新製品の普及とマーケティング,” *オペレーションズ・リサーチ*, 48, 307-312.
 100. 中野暁, 近藤文代 (2017). “マルチデバイス同時利用環境下での消費者アクセス向上を目指した類型化と構造評価,” *Direct Marketing Review*, 16, 18-36.
 101. 中野暁, 残間大地 (2017). “メディア利用時間における自己申告型調査と行動ログの乖離に関する研究——個人のスマートフォン利用時間を対象とした実証分析——,” *行動計量学*, 44(2), 129-140.
 102. Nakano, S., & Kondo, F. N. (2018). “Customer segmentation with purchase channels and media touchpoints using single source panel data,” *Journal of Retailing and Consumer Services*, 41, 142–152.
 103. 中野暁, 近藤文代 (2018). “混合隠れマルコフモデルによるオンライン・オフラインチャネル選択行動のモデリング,” *オペレーションズ・リサーチ*, 63(10), 635-646.
 104. 中野暁, 李相吉 (2018). “全数系データの調査設計—増え続けるビッグデータにいか

- 値を与えていくかー,” 日本行動計量学会第 46 回大会発表論文抄録集, 176-177.
105. 中野暁 (2018). “日用消費財のオンライン購買の実態と将来,” *MarkeZine* 2018 年 8 月号, 翔泳社, 60-63.
 106. 中野暁, 近藤文代 (2019). “消費者のオンライン購買に関する時系列変化とその要因——購買特性および EC 利用デバイスの観点——,” *行動計量学*, 19-31.
 107. Neslin, S. A., Grewal, D., Leghorn, R., Shankar, V., Teerling, M. L., Thomas, J. S., & Verhoef, P. C. (2006). “Challenges and opportunities in multichannel customer management,” *Journal of Service Research*, 9(2), 95-112.
 108. Netzer, O., Lattin, J. M., & Srinivasan, V. (2008). “A hidden markov model of customer relationship dynamics” *Marketing Science*, 27(2), 185-204.
 109. Nicholson, M., Clarke, I., & Blakemore, M. (2002). “One brand, three ways to shop: Situational variables and multichannel consumer behavior,” *International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*, 12(2), 131-48.
 110. Nielsen (2017). “食品・日用品のオンラインショッピングの未来,”
<http://www.nielsen.com/content/dam/nielsen-global/jp/docs/report/2017/JP%20Nielsen%20Global%20Connected%20Commerce%20Report%20January%202017.pdf> (2018 年 12 月 30 日閲覧)
 111. Noble, S. M., Griffith, D. A., & Weinberger, M. G. (2005). “Consumer derived utilitarian value and channel utilization in a multi-channel retail context,” *Journal of Business Research*, 58, 1643-51.
 112. 小川孔輔 (2005). “バラエティシーキング行動モデル: 既存文献の概括とモデルの将来展望.” *商学論究*, 52(4), 35-52.
 113. 岡田謙介 (2015). “心理学と心理測定における信頼性について,” *教育心理学年報*, 54, 71-83.
 114. 奥谷孝司 (2016). “オムニチャネル化する消費者と購買意思決定プロセス: Mobile Device がもたらす小売業の未来と課題,” *マーケティングジャーナル*, 36, 2, 21-43.
 115. Oliver, R. L. (1999). “Whence consumer loyalty?,” *Journal of Marketing*, 63, 33-44.
 116. 大瀬良伸 (2014). “マルチチャネル顧客の優良性: 複数チャネルの利用頻度に基づく比較,” *Direct marketing review*, 13, 16-31.
 117. Pilotta, J. J., & Shultz, D. S. (2005). “Simultaneous media experience and synesthesia,” *Journal of Advertising Research*, 45(1), 19-26.
 118. Pozzi, A. (2012). “Shopping cost and brand exploration in online grocery,” *American Economic Journal: Microeconomics*, 4(3), 96-120.
 119. Pozzi, A. (2013). “The effect of internet distribution on brick-and-mortar sales,” *The RAND Journal of Economics*, 44(3), 569-83.
 120. Price, V. (1993). “The impact of varying reference periods in survey questions about media use,” *Journalism Quarterly*, 70(3), 615-627.
 121. Prior, M. (2009). “The immensely inflated news audience: Assessing bias in self-reported news exposure,” *Public Opinion Quarterly*, 73(1), 130-143.
 122. Provencher, B., & Bishop, R. C. (2004). “Does accounting for preference heterogeneity improve the forecasting of a random utility model? A case study,” *Journal of Environmental Economics*

- and Management, 48, 793–810.
123. Rabe-Hesketh, S., & Skrondal, A. (2004). “Generalized latent variable modeling: Multilevel, longitudinal, and structural equation models,” Chapman and Hall/CRC.
 124. Rezaei, S., & Ismail, W. K. W. (2014). “Examining online channel selection behaviour among social media shoppers: A PLS analysis,” *International Journal of Electronic Marketing and Retailing*, 6(1), 28–51.
 125. Rigby, D. (2011). “The future of shopping,” *Harvard business review*, 89(12), 65–76.
 126. Rohm, A. J., & Swaminathan, V. (2004). “A typology of online shoppers based on shopping motivations,” *Journal of Business Research*, 57, 748–757.
 127. Rogers, E. M. (1962). “Diffusion of Innovations.” New York.
 128. Rogers, E. M., & 三藤利雄(邦訳) (2007), “イノベーションの普及,” 翔泳社.
 129. Romantan, A., Hornik, R., Price, V., Cappella, J., & Viswanath, K. (2008). “A comparative analysis of the performance of alternative measures of exposure,” *Communication Methods & Measures*, 2(1), 80–99.
 130. Rose, S., Clark, M., Samouel, P., & Hair, N. (2012). “Online customer experience in e-retailing: An empirical model of antecedents and outcomes,” *Journal of Retailing*, 88(2), 308–322.
 131. Sands, S., Ferraro, C., Campbell, C., & Pallant, J. (2016). “Segmenting multichannel consumers across search, purchase and after-sales,” *Journal of Retailing and Consumer Services*, 33, 62–71.
 132. Scharkow, M. (2016). “The Accuracy of self-reported Internet use—A validation study using client log data,” *Communication Methods and Measures*, 10(1), 13–27.
 133. Schwarz, N., & Oyserman, D. (2001). “Asking questions about behavior: Cognition, communication, and questionnaire construction,” *American Journal of Evaluation*, 22(2), 127–160.
 134. 総務省 (2016). “平成 27 年通信利用動向調査,”
<http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/statistics/statistics05.html> (2018 年 12 月 30 日閲覧)
 135. Solomon, M. (2001). “Consumer behavior buying, having, and being (6th Ed.),” Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice Hall
 136. Stern, L. W., & Adel I. E. (1988). “Marketing channels,” Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
 137. Strom, R., Vendel, M., & Bredican, J. (2014). “Mobile marketing: A literature review on its value for consumers and retailers,” *Journal of Retailing and Consumer Services*, 21(6), 1001–1012.
 138. 菅原ますみ, 松浦素子, 尾崎幸謙, 室橋弘人, 高橋雄介, 岡田謙介, 山形伸二 (2012), “縦断データの分析 I 変化についてのマルチレベルモデリング”, 朝倉書店.
 139. 鈴木雄登, 笹野遼平, 高村大也, 奥村学 (2012). “リムる・ドヤる・ポじる・パフエる—Web を用いたカタカナ動詞の言い換え・語源の獲得—,” *情報処理学会研究報告 自然言語処理*, 8, 1–7.
 140. 高橋広行 (2010). “消費者行動とブランド論 (2): ブランド論の変遷と位置づけの整理,” *関西学院商学研究*, 62, 17–49.
 141. 竹内真登, 星野崇宏 (2017), “プロセスシミュレーションを伴うコンジョイント測定による購買予測 —写真提示を用いた操作と追跡調査による予測精度向上の確認—,” *行動計量学*, 44(1), 45–56.

142. 竹内淑恵 (2006). “大衆薬における下位ブランド購買への推奨販売の効果,” 流通研究, 9, 1, 1-15.
143. 田中洋 (2008). “消費者行動論体系,” 中央経済社.
144. Taneja, H., & Mamoria, U. (2012). “Measuring media use across platforms: Evolving audience information system,” *International Journal on Media Management*, 14(2), 121–140.
145. 寺本高 (2014). “情報メディアへの接触と購買意思決定—新製品の態度形成とブランド・スイッチに着目して—,” 流通研究, 16(2), 77-95.
146. 照井伸彦 (2008), “ベイズモデリングによるマーケティング分析” 東京電機大学出版局.
147. Thomas, J. S., & Sullivan, U. Y. (2005). “Managing marketing communications with multichannel customers,” *Journal of Marketing*, 69(4), 239–251.
148. UNECE (2014), “Classification of types of big data,”
<http://www1.unece.org/stat/platform/disdisp/bigdata/Classification+of+Types+of+Big+Data>
(2018 年 12 月 30 日閲覧).
149. Valentini, S., Montaguti, E., & Neslin, S. A. (2011). “Decision process evolution in customer channel choice,” *Journal of Marketing*, 75(6), 72–86.
150. Van Bruggen, G. H., Antia, K. D., Jap, S. D., Reinartz, W. J., & Pallas, F. (2010). “Managing marketing channel multiplicity,” *Journal of Service Research*, 13(3), 331–340.
151. Van de Pol, F., & De Leeuw, J. A. N. “A latent Markov model to correct for measurement error.” *Sociological Methods & Research*, 15(1-2), 118-141, 1986.
152. Van de Pol, F., & Langeheine, R. (1990). “Mixed Markov latent class models,” *Sociological methodology*, 213-247.
153. Venkatesan, R., Kumar, V., & Ravishanker, N. (2007). “Multichannel shopping: causes and consequences,” *Journal of Marketing*, 71, 2, 114-132.
154. Venkatesh, V., & Agarwal, R. (2006). “Turning visitors into customers: A usability-centric perspective on purchase behavior in electronic channels,” *Management Science*, 52, 3, 367-382.
155. Verhagen, T., & Van Dolen, W. (2009). “Online purchase intentions: A multi-channel store image perspective,” *Information and Management*, 46(2), 77-82.
156. Verhoef, P. C., & Langerak, F. (2001). “Possible determinants of consumers’ adoption of electronic grocery shopping in the Netherlands,” *Journal of Retailing and Consumer Services*, 8(5,) 275-285.
157. Verhoef, P. C., Neslin, S. A., & Vroomen, B. (2005). “Browsing versus buying: Determinants of customer search and buy decisions in a multi-channel environment,” working paper, University of Groningen, the Netherlands.
158. Verhoef, P. C., Neslin, S. A., & Vroomen, B. (2007). “Multi-channel customer management: Understanding the research shopper phenomenon,” *International Journal of Research in Marketing*, 24(2), 129–48.
159. Verhoef, P. C., Kannan, P. K., & Inman, J. J. (2015). “From multi-channel retailing to omni-channel retailing: Introduction to the special issue on multi-channel retailing,” *Journal of Retailing*, 91(2), 174–181.
160. Vermunt, J. K., & Magidson, J. (2002). “Latent class cluster analysis,” *Applied latent class*

- analysis, 11, 89-106.
161. Vermunt, J. K., Tran, B., & Magidson, J. (2008). "Latent class models in longitudinal research," *Handbook of longitudinal research: Design, measurement, and analysis*, 373-385.
 162. Vermunt, J. K., (2010). "Latent class modeling with covariates: Two improved three-step approaches," *Political analysis*, 18(4), 450-469.
 163. Vermunt, J. K., & Magidson, J. (2013). "Technical guide for Latent GOLD 5.0: Basic, advanced, and syntax," Statistical Innovations Inc., Belmont.
 164. Wagner, G., Schramm-Klein, H., & Steinmann, S. (2013). "Effects of cross-channel synergies and complementarity in a multichannel e-commerce system: An investigation of the interrelation of e-commerce, m-commerce and IETV-commerce," *The International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*, 23(5), 571-581.
 165. Wang, Q., Yang, X., Song, P., & Sia, C. L. (2014). "Consumer segmentation analysis of multichannel and multistage consumption: A latent class MNL approach," *Journal of Electronic Commerce Research*, 15(4), 339-358.
 166. Webster, J. G., Patricia, F. P., & Lichty, L. W. (2006). "Ratings analysis: The theory and practice of audience research (3rd ed.)," Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.
 167. Wonneberger, A., & Irazoqui, M. (2016). "Explaining response errors of self-reported frequency and duration of TV exposure through individual and contextual factors," *Journalism & Mass Communication Quarterly*, 94(1), 259-281.
 168. 山口景子 (2015). "消費者の心理状態の変化を考慮した動的モデルによる購買量分析," *マーケティング・サイエンス*, 23(1), 61-78, 2015.
 169. 山本昭二 (2015). "オムニチャネルの特性と消費者行動," *ビジネス & アカウンティングレビュー*, 16, 55-68.
 170. 山崎泰弘 (2014). "2014 年のショッパー・マーケティング研究の課題と視点," *流通情報*, 45(5), 34-42, 2014.
 171. 横山隆治, 菅原健一, 草野隆史 (2015). "顧客を知るためのデータマネジメントプラットフォーム DMP 入門," *インプレス R&D*.
 172. Zhang, J., Farris, P. W., Irvin, J. W., Kushwaha, T., Steenburgh, T. J., & Weitz, B.A. (2010). "Crafting integrated multichannel retailing strategies," *Journal of interactive marketing*, 24(2), 168-180.
 173. Zhang, X., de Pablos, P.O., & Xu, Q., (2013). "Culture effects on the knowledge sharing in multi-national virtual classes: A mixed method," *Computers in Human Behavior*, 31, 491-498.
 174. Zhang, J. Z., Netzer, O., & Ansari, A. (2014) "Dynamic targeted pricing in B2B relationships," *Marketing Science*, 33(3), 317-337.
 175. Zhen, C., Taylor, J. L., Muth, M. K., & Leibtag, E. (2009). "Understanding differences in self-reported expenditures between household scanner data and diary survey data: A comparison of homescan and consumer expenditure survey," *Review of Agricultural Economics*, 31(3), 470-492.
 176. Zhu, K. (2004). "The complementarity of information technology infrastructure and e-commerce capability: A resource-based assessment of their business value," *Journal of management*

- information systems, 21(1), 167–202.
177. Zettelmeyer, F. (2000). “Expanding to the Internet: Pricing and communications strategies when firms compete on multiple channels,” *Journal of Marketing Research*, 37(3), 292-308.
178. Zucchini, W., MacDonald, I. L., & Langrock, R. (2016). “Hidden markov models for time series: An introduction using R,” CRC press.
179. Zukin, C., & Snyder, R. (1984). “Passive learning: When the media environment is the message,” *Public Opinion Quarterly*, 48, 629-638.